

Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Engenharia de Sistemas

Estratégias Evolutivas no Planejamento Energético da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência

Autor: Carolina Janet Pastor Humpiri

Orientador: Prof. Dr. Secundino Soares Filho

Tese de Mestrado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Banca Examinadora

Prof. Dr. Secundino Soares FilhoDENSIS/FEEC/Unicamp
Prof. Dr. Adriano Alber de França Mendes Carneiro.....São Carlos/USP
Prof. Dr. Fernando José Von Zuben.....DCA/FEEC/Unicamp

Campinas, SP

Julho/2005

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

M739e Pastor Humpiri, Carolina Janet
Estratégias evolutivas no planejamento energético da
operação de sistemas hidrotérmicos de potencia / Carolina
Janet Pastor Humpiri. --Campinas, SP: [s.n.], 2005.

Orientador: Secundino Soares Filho
Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de
Computação.

1. Sistemas de energia elétrica hidrotérmica. 2. Sistemas
de energia elétrica - Planejamento. 3. Usinas hidrelétricas.
4. Inteligência artificial. I. Soares Filho, Secundino. II.
Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de
Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Titulo em Inglês: Evolution strategies for long-term hydrothermal scheduling

Palavras-chave em Inglês: Hydrothermal electric power systems, Planning electric
power systems, Power plants hydroelectric e Intelligence
artificial

Área de concentração: Energia Elétrica

Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Adriano Alber de França Mendes Carneiro e Fernando José
Von Zuben

Data da defesa: 22/07/2005

Prof. Dr. Secundino Soares Filho (Presidente): Secundino Soares F. S.
Prof. Dr. Adriano Alber de França Mendes Carneiro: Adriano
Prof. Dr. Fernando José Von Zuben: Fernando José Von Zuben

RESUMO

O objetivo do Planejamento Energético da Operação de sistemas hidrotérmicos de geração é encontrar uma política operativa que forneça energia elétrica ao sistema, em um determinado período de planejamento, com confiabilidade e por um custo mínimo. Isto equivale a determinar um cronograma ótimo de geração para cada usina, a cada intervalo, de modo que o sistema atenda a demanda de forma confiável.

Este trabalho faz uso de um dos paradigmas da Computação Evolutiva, as Estratégias Evolutivas (EEs), cuja característica principal é a auto-adaptação dos seus parâmetros durante o processo evolutivo, para a solução do problema de planejamento energético da operação. É feita uma comparação entre as abordagens por EEs e por Programação Não Linear baseada em Fluxo em Redes, para usinas do Sistema Elétrico Brasileiro. As EEs mostraram-se boas ferramentas para apurar a solução fornecida pela programação não linear devido ao elevado poder de exploração do espaço de soluções.

ABSTRACT

The objective of the energetic operation planning of hydrothermal generation systems is to find an operation policy that supplies electric energy to the system, during a given planning period, with reliability and by a minimum cost. This is equivalent determining an optimal scheduling of generation for each plant, at each interval, in such a way that the system load is attained with reliability.

This work make use of one of the paradigms of Evolutionary Computation, Evolution Strategies (ES), whose main characteristic is the self-adaptation of its parameters during the evolution process, for the solution of the energetic operation planning. A comparison is performed for hydro plants of the Brazilian power system between the ES and the nonlinear network flow approaches. The ES approach turns to be a good tool to improve the solution obtained by the nonlinear programming approach due to its high potential to explore and exploit the solution space.

*a meus avós,
mamã Juana e papã Cirilo (in memoriam)
pelo exemplo de luta e trabalho constante;*

*a meus pais, Ninfã e Carlos,
que me deram todas as condições
para que chegasse até aqui;*

*a meus filhos Djairo e Kaike, que,
com suas fantasias de crianças, enchem de luz e alegria
minha vida.*

AGRADECIMENTO

Quero expressar, pela qual me sinto muito feliz, minha sincera gratidão a todos os que fizeram parte desta etapa de minha vida.

Agradeço a Deus que permitiu a realização deste trabalho, e também por colocar boas pessoas no meu caminho nesta cidade longe da minha terra natal.

Agradeço ao Professor Dr. Secundino Soares Filho, por me honrar com seus conhecimentos, pela paciência e competente orientação deste trabalho.

Agradeço ao Professor Dr. Fernando José Von Zuben, pela orientação indispensável nos tópicos referentes à computação evolutiva.

Agradeço a meus pais pelo amor, confiança e apoio, em especial à minha mãe por acreditar em meus sonhos e por ela ser uma das principais fontes de incentivo para conseguir força para lutar e vencer.

Agradeço ao Aníbal Tavares de Azevedo, pelos valiosos comentários e sugestões, ainda mais por ter trabalhado em conjunto para o desenvolvimento da interface visual utilizada neste trabalho.

Agradeço aos meus amigos de República, Renata, Sandra, Luiza, André pela convivência, curta mas significativa, troca de experiência no dia a dia e pelo carinho para comigo e meu filho Kaike.

Agradeço aos meus amigos, Renata, Gerardo, César, Harold, Delia, Ana e Baldo pelos momentos inesquecíveis, bem de muita alegria.

Agradeço aos meus irmãos, Juan Carlos, Fanny e Elizabeth, pelo apoio e confiança. Mesmo à distância, fazem parte de minha vida.

Agradeço a família de minha mãe, pelo incentivo e pela torcida em meus empreendimentos: tia Julia, tia Yolanda e família, tia Elva e Cristina, tia Bertha e família, tia Ana e família, em especial a minhas duas primas: Katty e Jenny.

A todas as funcionárias do CECI, em particular a Márcia e Kátia, pelo carinho todo especial que foi dispensado ao meu filho Kaike.

Agradeço a CAPES pelo suporte financeiro.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 Empreendimentos em Operação [ANEEL 2005]	2
Figura 2.1 Sistema hidrotermico de geração.....	8
Figura 2.2 Esquema da Usina Hidrelétrica.	10
Figura 2.3 Cascata de Usinas Hidrelétricas.	11
Figura 2.4 Esquema da representação da vazão incremental.....	12
Figura 2.5 Representação Esquemática de uma Usina Termelétrica a Vapor.....	15
Figura 2.6 Representação Esquemática de uma Usina Termelétrica a Gás.....	15
Figura 2.7 Aparência típica da função de custo de uma usina termelétrica.....	16
Figura 2.8 Estratégia de Controle Preditivo.....	23
Figura 2.9 Estrutura do Controle Preditivo.....	24
Figura 3.1 Taxonomia dos Sistemas Computacionais Naturais.....	28
Figura 3.2 Exemplo de um algoritmo evolutivo	31
Figura 3.3 Representação de soluções por diferentes símbolos.....	33
Figura 3.4 Exemplo de Roulette Wheel.....	35
Figura 3.5 Crossover Simples	36
Figura 3.6 <i>Crossover</i> Uniforme	37
Figura 3.7 Problema de otimização da forma de um tubo de Rechenberg [RECHENBERG 1964]. (a) solução standard e (b) solução ótima.....	41
Figura 3.8 Exemplo de um algoritmo genérico de EE.	45
Figura 3.9 Regiões equiprováveis para os filhos nas seguintes situações: apenas com parâmetro estratégico global (a), com parâmetros estratégicos locais (b) e com parâmetros estratégicos locais correlacionados (c).....	48
Figura 4.1 Representação da População.	57
Figura 4.2 Representação de Genes.....	59

Figura 5.1 Polinômio Volume x Cota de Montante da usina de Furnas.....	71
Figura 5.2 Polinômio da cota de jusante da usina de Furnas.	71
Figura 5.3 Trajetória ótima de armazenamento de Furnas frente as vazões afluentes MLT.....	73
Figura 5.4 Trajetória ótima de vazões defluentes de Furnas frente as vazões afluentes MLT.	74
Figura 5.5 Geração Hidrelétrica e Demanda para Furnas frente as vazões afluentes MLT.	74
Figura 5.6 Trajetória ótima de armazenamento de Furnas frente as vazões afluentes do ano 1982.	75
Figura 5.7 Trajetória ótima de vazões defluentes de Furnas frente as vazões afluentes do ano 1982.....	76
Figura 5.8 Geração Hidrelétrica e Demanda para Furnas frente a vazões afluentes do ano 1982.	76
Figura 5.9 Cascata de usinas de estrutura Y	77
Figura 5.10 Trajetória ótima de armazenamento de uma cascata de 3 usinas frente as vazões afluentes correspondentes a 80% da MLT.....	78
Figura 5.11 Trajetória de vazões defluentes da cascata de usinas frente as vazões afluentes correspondentes a 80% da MLT.....	79
Figura 5.12 Geração hidrelétrica e demanda para uma cascata de 3 usinas frente a vazões afluentes correspondentes 80% da MLT.....	79
Figura 5.13. Trajetória ótima de armazenamento de uma cascata de 3usinas frente as vazões afluentes correspondente a 120% da MLT.....	81
Figura 5.14 Trajetória ótima de vazões defluentes de uma cascata de 3 usinas frente as vazões afluentes correspondente a 120% da MLT.....	81
Figura 5.15 Geração Hidrelétrica e Demanda para uma cascata de 3 usinas frente a vazões afluentes correspondentes a 120% da MLT.	82
Figura 5.16 Cascata de usinas com afogamento no rio Iguaçu.....	83
Figura 5.17 Trajetória ótima de armazenamento de uma cascata de 3usinas com afogamento frente às vazões afluentes 100% MLT.....	85
Figura 5.18 Trajetória ótima de vazões defluentes de uma cascata de três usinas com afogamento frente a vazões afluentes 100% da MLT.....	85

Figura 5.19 Geração Hidrelétrica e Demanda para uma cascata de 3 usinas com afogamento frente a vazões afluentes correspondentes a 100% da MLT.	86
Figura 5.20 Geração Hidrelétrica e Demanda para uma cascata de 3 usinas com afogamento frente a vazões afluentes correspondentes a 100% da MLT em escala ampliada	86
Figura 5.21 Cascata de 7 usinas.	87
Figura 5.22 Trajetória ótima de armazenamento da cascata de 7 usinas frente a vazões afluentes correspondentes a 110% da MLT	89
Figura 5.23 Trajetória ótima das vazões defluentes da cascata de 7 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 110% da MLT.....	89
Figura 5.24 Geração Hidrelétrica e demanda para a cascata de 7 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 110% da MLT.	90
Figura 5.25 Cascata de 14 usinas.	91
Figura 5.26 Trajetória ótima de armazenamento da cascata de 14 usinas frente a vazões afluentes correspondente a MLT.	92
Figura 5.27 Trajetória ótima das vazões defluentes de cascatas de 14 usinas frente a vazões afluentes correspondente a MLT.	93
Figura 5.28 Geração hidrelétrica e demanda das cascatas de 14 usinas frente a vazões afluentes correspondente a MLT.....	93
Figura 5.29 Estratégia do simulador no primeiro intervalo de tempo para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981	96
Figura 5.30 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 2 para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981	96
Figura 5.31 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 8 para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.	97
Figura 5.32 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 9 para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.	98
Figura 5.33 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 10 para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.	99

Figura 5.34 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 11 para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.	99
Figura 5.35 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 12 para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.	100
Figura 5.36 Comparação de soluções simulada e otimizada baseada nas vazões afluentes reais para seqüência hidrológica de maio 1980 até abril 1981.	101
Figura 5.37 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 1 para seqüência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.	102
Figura 5.38 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 2 para seqüência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.	103
Figura 5.39 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 10 para seqüência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.	104
Figura 5.40 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 11 para seqüência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.	104
Figura 5.41 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 12 para seqüência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.	105
Figura 5.42 Comparação de Soluções do simulado e o ótimo baseado nas vazões afluentes reais para seqüência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.	106
Figura B.1 Interfase visual dos parâmetros dos estudos de caso.	123
Figura B.2 Interfase visual dos parâmetros das estratégias evolutivas.	124
Figura B.3 Interfase visual para comparações de qualquer solução, podendo ser de EE ou do PNL (HydroMax).	124

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 Coeficientes dos polinômios das cotas de montante.....	13
Tabela 2.2 Coeficientes dos polinômios das cotas de jusante	13
Tabela 3.1 Correspondência entre o Vocabulário Biológico e o Computacional.....	32
Tabela 4.1 Componentes implementados.....	62
Tabela 4.2 Configurações com os melhores resultados enquanto a tempo computacional.....	64
Tabela 4.3 Configurações com os melhores resultados enquanto a tempo computacional utilizando população inicial a solução do PNL.....	66
Tabela 4.4 Configurações com os melhores resultados enquanto a tempo computacional utilizando em estudo em cascatas.....	67
Tabela 5.1 Volumes máximo, mínimo e útil; turbinagem máxima e potência instalada da usina de Furnas.....	70
Tabela 5.2 Polinômio Volume x Cota de Montante da usina de Furnas	70
Tabela 5.3 Polinômio da cota de jusante da usina de Furnas.....	71
Tabela 5.4 Custo de operação para Furnas frente a vazões afluentes MLT.	73
Tabela 5.5 Custo de operação para Furnas frente a vazões afluentes do ano 1982.	77
Tabela 5.6 Custo de operação para uma cascata de 3 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 80% da MLT.	80
Tabela 5.7 Custo de operação para uma cascata de 3 usinas frente a vazões afluentes correspondentes a 120% da MLT.....	82
Tabela 5.8 Custo de operação para uma cascata de 3 usinas com afogamento frente a vazões afluentes 100% da MLT.....	87
Tabela 5.9 Custo de operação para a cascata de 7 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 110% da MLT.....	90
Tabela 5.10 Custo de operação para 14 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 100% da MLT.	94

Tabela A.1 Volumes Máximo, Mínimo, Útil; Defluência Máxima, Mínima; Turbinagem Máxima e Potência Instalada das usinas utilizadas neste trabalho.....	119
Tabela A.2 Coeficientes para o cálculo de perda de carga e produtividades específicas.....	120
Tabela A.3 Polinômios Volume x Cota de Montante.....	121
Tabela A.4 Polinômios Vazão x Cota de Jusante.....	122

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

EE : Estratégias Evolutivas.

GH: Geracao Hidreletrica.

GT : Geracao Termeletrica.

I : Importacao de energia.

DET : Despacho Econômico Termelétrico.

CP : Controle Preditivo.

PDE: Programação Dinâmica Estocástica (PDE).

PDED: Programação Dinâmica Estocástica Dual (PDED).

AG : Algoritmos Genéticos.

PE : Programação evolutiva (PE).

(1+1)-EE : Estratégias Evolutivas – dois membros.

$(\mu + \lambda)$ -EE: Estratégias Evolutivas – multi-membros.

CMA – EE : Estratégias Evolutivas - auto-adaptação da matriz de covariância.

MLT : Media de Longo Termo.

ANEEL: Agencia Nacional de Energia Elétrica.

LISTA DE SIMBOLOS

- x_{util} : volume útil do reservatório [hm³].
- T : número de intervalo de tempo;
- J : número de usinas termelétricas do sistema;
- I : número de usinas hidrelétricas do sistema;
- λ_t : coeficiente de valor presente para o intervalo t ;
- $\Psi_j(.)$: função de custo da usina termelétrica [$\$$];
- P_t : geração total de energia hidrelétrica durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];
- G_t : geração total de energia termelétrica durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];
- D_t : mercado a ser atendido durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];
- $p_{i,t}$: geração de energia da usina hidrelétrica i durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];
- $g_{i,t}$: geração de energia da usina termelétrica j durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];
- \underline{g}_j : geração mínima da usina termelétrica j [$\overline{\text{MW}}$];
- \bar{g}_j : geração máxima da usina termelétrica j [$\overline{\text{MW}}$];
- $x_{i,t}$: volume do reservatório da usina i no final do intervalo t [hm³];
- $x_{i,t}^{med}$: volume médio do reservatório da usina i durante o intervalo t [hm³];
- $u_{i,t}$: vazão defluente da usina i durante o intervalo t [m³/s];
- $q_{i,t}$: vazão turbinada da usina i durante o intervalo t [m³/s];
- $v_{i,t}$: vazão vertida da usina i durante o intervalo t [m³/s];
- $y_{i,t}$: vazão afluente incremental à usina i durante o intervalo t [m³/s];
- Δt : tamanho do intervalo t [seg];

$h_b : (\phi(x) - \theta(u))$: altura de queda bruta [m].

h_l : altura de queda líquida [m].

$\phi_i(x)$ Cota de montante do reservatório da usina i [m];

$\theta_i(x)$ Cota de jusante do canal de fuga da usina i [m];

$pc_{i,t}$ perda de carga hidráulica da usina i durante o intervalo t [m];

k_i : produtividade específica da usina i $\left[\frac{\text{MW}}{(\text{m}^3/\text{s}).\text{m}} \right]$;

$\bar{x}_{i,t}$: volume máximo do reservatório da usina i no final do intervalo t [hm³];

$\underline{x}_{i,t}$: volume mínimo do reservatório da usina i no final do intervalo t [hm³];

$\bar{u}_{i,t}$: vazão defluente máxima da usina i durante o intervalo t [m³/s];

$\underline{u}_{i,t}$: vazão defluente mínima da usina i durante o intervalo t [m³/s];

$\bar{q}_{i,t}$: vazão turbinada máxima da usina i durante o intervalo t [m³/s];

$\underline{q}_{i,t}$: vazão turbinada mínima da usina i durante o intervalo t [m³/s];

Ω_i : conjunto de usinas imediatamente a montante da usina i .

SUMÁRIO

Resumo	i
Abstract	iii
Agradecimento	vii
Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas.....	xiii
Lista de abreviaturas e siglas.....	xv
Lista de simbolos	xvii
 Capítulo 1 Introdução	 1
1.1 O Sistema Brasileiro de Energia Elétrica.....	2
1.2 Cadeia de Coordenação Hidrotérmica da Operação	3
 Capítulo 2 Planejamento Energético da Operação	 7
2.1 Sistemas hidrotérmicos de geração	8
2.1.1 Usinas Hidrelétricas	9
2.1.2 Usinas Termelétricas	14
2.2 Formulação Matemática do problema de Planejamento Energético da Operação	17
2.3 Controle Preditivo	21
2.4 Revisão Bibliográfica.....	24
 Capítulo 3 Estratégias Evolutivas	 27
3.1 Introdução.....	28
3.2 Computação Evolutiva	29
3.2.1 Algoritmos Evolutivos.....	30

3.2.1.1	Representação.....	32
3.2.1.2	População inicial	34
3.2.1.3	Função de avaliação (<i>Fitness</i>).....	34
3.2.1.4	Operador de Seleção	34
3.2.1.5	Operador de Recombinação	36
3.2.1.6	Operador de Mutação	37
3.2.1.7	Valores para diversos parâmetros.....	38
3.2.1.8	Critério de parada	39
3.2.2	Diferenças entre os algoritmos evolutivos com respeito às técnicas tradicionais.	39
3.3	Estratégias Evolutivas	40
3.3.1	Estratégias Evolutivas – dois-membros.....	41
3.3.2	Estratégias Evolutivas – Multi-membros.....	43
3.3.3	Algoritmo Básico de Estratégia Evolutiva	44
3.3.4	Recombinação	45
3.3.5	Mutação	47
3.3.6	Mutação Correlacionada.....	48
3.3.7	Seleção.....	50
3.4	Auto-adaptação de Matriz de Covariância	50

Capítulo 4 Aplicação das estratégias evolutivas no planejamento energético da operação..... 55

4.1	Procedimento Adotado.....	56
4.2	Adaptação das Estratégias Evolutivas.....	57
4.2.1	Representação	57
4.2.2	População Inicial	59
4.2.3	Função de Avaliação	60
4.2.4	Operador de Seleção.....	61
4.2.5	Operador de Recombinação	61
4.2.6	Operador de Mutação	61
4.2.7	Critério de Parada.....	62
4.3	Configuração de melhor desempenho	62

4.3.1	Usina Isolada.....	62
4.3.2	Cascata de Usinas.....	65
Capítulo 5 Resultados		69
5.1	Parâmetros do Problema.....	70
5.2	Estudo I : Usina Isolada (100% MLT).....	72
5.3	Estudo II : Usina Isolada (1982).....	75
5.4	Estudo III : Cascata de Usinas (80% MLT)	77
5.5	Estudo IV : Cascata de Usinas (120% MLT).....	80
5.6	Estudo V : Cascata de Usinas afogadas (100% MLT).....	83
5.7	Estudo : VI 7 usinas (110% MLT).....	87
5.8	Estudo VII : 14 usinas (100% MLT)	90
5.9	Estudo VIII : Simulação	94
Capítulo 6 Conclusões		107
Referências Bibliográficas.....		111
Índice de Autores.....		115
Apêndice A.....		119
Apêndice B.....		123

Capítulo 1

Introdução

Este Capítulo apresenta as características do Sistema Brasileiro de Energia Elétrica, a complexidade do problema, a importância de assegurar uma operação econômica e confiável e, por último, objetivos e organização do trabalho desenvolvido.

1.1 O Sistema Brasileiro de Energia Elétrica

A energia elétrica tornou-se indispensável para a sobrevivência do ser humano, sendo utilizada para fins desde industriais até domésticos. Seu consumo vem aumentando em todo o mundo acompanhado do crescimento do nível sócio-econômico da população. Com o crescimento acelerado da demanda deste recurso, existe a necessidade de investimentos massivos que englobem as fontes de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica.

A expansão de fontes geradoras implica elevado custo financeiro e social, considerando-se também o custo ambiental provocado pelas usinas termelétricas e hidrelétricas. Daí se conclui ser extremamente necessário o estudo de metodologias de planejamento da operação de sistemas de energia elétrica que retirem o máximo de benefício das fontes geradoras existentes.

Em sistemas com uma porcentagem substancial de geração hidrelétrica, como no caso do Brasil com aproximadamente 76%, conforme apresentado na Figura 1.1, pode-se utilizar a energia produzida pelas usinas hidrelétricas para atender a demanda, substituindo assim a geração térmica.



Figura 1.1 Empreendimentos em Operação [ANEEL 2005]

Entretanto, o volume de água afluente aos reservatórios é desconhecido, pois depende basicamente das afluições que irão ocorrer no futuro. Além disso, a disponibilidade de energia hidrelétrica é limitada pela capacidade de armazenamento nos reservatórios. Isto introduz uma relação entre uma decisão de operação em uma determinada etapa e as conseqüências futuras desta decisão.

1.2 Cadeia de Coordenação Hidrotérmica da Operação

Como o problema de coordenação da operação de um sistema é tarefa complexa, requer o que se acostuma chamar de *cadeia de coordenação hidrotérmica* da Operação[CICOGNA 2003]. Trata-se de um conjunto de modelos computacionais concatenados que determinam a distribuição da geração entre as usinas hidrelétricas e termelétricas do sistema em diferentes escalas de tempo, visando gerenciar desde o armazenamento dos reservatórios das usinas hidrelétricas no longo prazo, até o despacho de geração e os fluxos de potência no sistema de transmissão no curto prazo.

O objetivo da cadeia de coordenação da operação de sistemas hidrotérmicos é assegurar uma operação econômica e confiável para o sistema elétrico de potência. O resultado deve ser uma seqüência de decisões de geração que procure minimizar o custo da operação para garantir o atendimento da demanda com confiabilidade.

O custo é dado pela complementação térmica do sistema, ou seja, pelo custo do suprimento da parcela da demanda que não foi atendida pela geração hidrelétrica. Como os recursos hídricos, representados pela água armazenada nos reservatórios, são limitados, deve haver um compromisso entre as decisões de geração no presente e no futuro. Essa característica faz com que o problema seja dinâmico.

O elevado número de aproveitamentos com reservatórios de acumulação e as características de regularização plurianual do sistema brasileiro implicam na adoção de longos períodos de estudos para a coordenação hidrotérmica da operação, caracterizando um problema de grande porte.

Outro fator que dificulta a coordenação hidrotérmica da operação é o acoplamento operativo entre as usinas pertencentes a uma mesma bacia, tornando o problema interconectado.

Este é também um problema estocástico em sua conceituação mais ampla, devido à aleatoriedade das afluências futuras que chegam aos reservatórios do sistema, dependendo das condições climáticas, desconhecidas.

As funções de geração hidráulica, que descrevem a transformação da água turbinada nas usinas em energia elétrica, e as funções de custo da complementação térmica, que representa o custo do combustível, são representadas por funções não lineares.

A função objetivo é também não convexa, considerando em toda sua região de abrangência, o que pode ser verificado através dos autovalores da matriz Hessiana, os quais apresentam valores positivos e negativos em algumas regiões [CARNEIRO & MONTANHA 1997]

Dada as características de geração das usinas hidrelétricas, a coordenação hidrotérmica da operação pode ser classificada como um problema de otimização dinâmico, de grande porte, estocástico, não linear, interconectado e não convexo, cuja solução requer a divisão em diferentes modelos acoplados em função do horizonte de tempo. A cadeia de coordenação hidrotérmica divide o problema em duas etapas:

- **Planejamento Energético da Operação:** Etapa com horizonte de estudo de até 5 anos com discretização mensal/semanal. Contempla aspectos hidráulicos, determinando os volumes e defluências mensais de cada usina hidrelétrica.
- **Programação da Operação:** Etapa com horizonte de até uma semana e discretização horária. Contempla aspectos elétricos, determinando os fluxos de potência a serem transmitidos das usinas para os centros consumidores, via rede de transmissão.

1.3 Objetivo

Este trabalho tem como objetivo principal comparar duas abordagens para obter a solução do problema de Planejamento Energético da Operação. A programação não linear baseado em fluxo em redes, mais especificamente o programa HydroMax [CICO GNA 2003], e um dos paradigmas da Computação Evolutiva, as Estratégias Evolutivas, com a finalidade de:

1. validar a solução de programação não linear;
2. caracterizar situações em que a programação não linear não esta convergindo ao ótimo global;
3. analisar a possibilidade de utilizar o algoritmo proposto neste trabalho para apurar a solução ótima da programação não linear;
4. fazer um estudo de simulação da operação baseado na abordagem de controle preditivo.

1.4 Organização

O capítulo 2 apresenta o problema de Planejamento Energético da Operação com suas características, modelo matemático e a metodologia baseada no Controle Preditivo.

O capítulo 3 contém um resumo sobre as Estratégias Evolutivas, histórico e apresentação dos operadores genéticos tradicionalmente utilizados.

O algoritmo proposto e as aplicações em sistema hidrotérmicos serão apresentados no capítulo 4.

No capítulo 5, são apresentados os resultados, bem como a comparação entre a técnica de otimização baseada em Fluxo em Redes não Linear, tradicionalmente utilizada, e a técnica proposta por este trabalho, baseada em Estratégias Evolutivas (EE).

Finalmente, no capítulo 6 algumas conclusões e comentários são apresentados.

Capítulo 2

Planejamento Energético da Operação

Este capítulo apresenta os principais componentes de um sistema hidrotérmico de geração, a formulação matemática do problema, a política operativa adotada, baseada no Controle Preditivo, e, por último, uma revisão bibliográfica.

2.1 Sistemas hidrotérmicos de geração

Uma revisão formalização de conceitos de Sistemas hidrotérmicos de geração, necessários para um aprofundamento maior no assunto, podem ser encontrados em [CICOGNA 1999].

Um sistema hidrotérmico de geração pode ser dividido em três etapas: geração, distribuição e consumo, como ilustra a Figura 2.1 A geração pode ser obtida de forma hidrelétrica, quando resulta da transformação de energia potencial dos recursos d'água, termelétrica, onde a eletricidade resulta da transformação de energia cinemática de gases e vapores em expansão, aquecidos pela queima de combustível, e, eventualmente, importação de energia elétrica de sistemas vizinhos. A transmissão de energia corresponde aos meios físicos (linhas de transmissão e distribuição) responsáveis pelo transporte da energia das fontes geradoras para os mercados de consumo. Os meios de consumo correspondem à demanda de carga (equipamentos, instalações, etc) dos diferentes tipos de consumidores, incluindo a exportação para sistemas vizinhos.

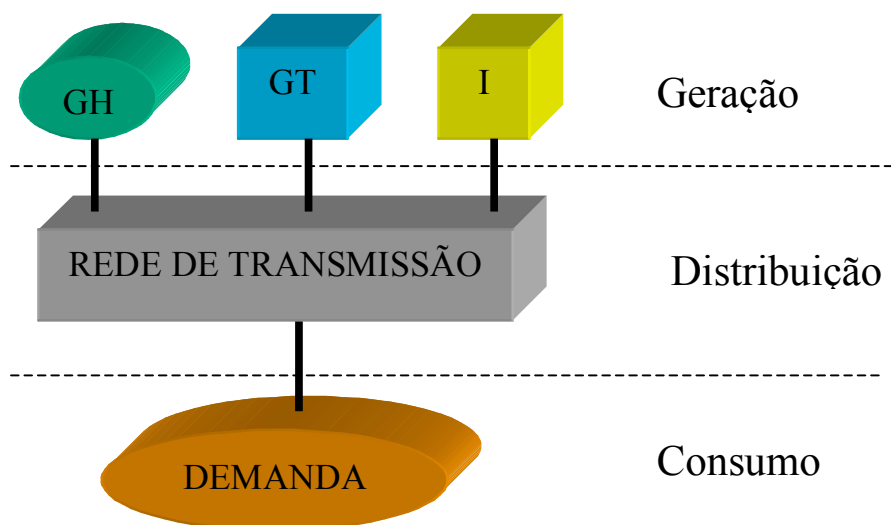


Figura 2.1 Sistema hidrotermico de geração.

onde:

GH : Geração Hidrelétrica;

GT : Geração Termelétrica;

I : Importação de energia.

A seguir faz-se um detalhamento das características e variáveis envolvidas na descrição da geração hidrelétrica e termelétrica.

2.1.1 Usinas Hidrelétricas

Uma usina hidrelétrica é o conjunto de obras e equipamentos cuja finalidade é a geração elétrica, resultante do aproveitamento de quedas d'água existente num rio.

O processo de geração de energia em hidrelétricas baseia-se na transformação de energia potencial hidráulica em energia elétrica. A energia potencial hidráulica é obtida a partir do armazenamento da água em reservatórios ou lagos através da construção de uma obra de represamento. A água do reservatório é conduzida, sob pressão, através de condutos forçados até o conjunto de turbinas da usina (casa de máquinas). Na casa de máquinas a água é utilizada para girar as pás (ou lâminas) das turbinas. A energia cinética e a energia de pressão dinâmica envolvida no percurso da água através da tubulação são convertidas em energia cinética de rotação. As turbinas são conectadas a geradores que convertem a energia cinética em energia elétrica. Depois de passar pelas turbinas, a água retorna ao manancial hídrico através de canais ou condutos (canal de fuga).

A Figura 2.2 apresenta um esquema de uma usina hidrelétrica e as principais variáveis envolvidas na descrição do modelo matemático de sua operação, conforme definidas a seguir, com suas respectivas unidades de medida:

x : volume do reservatório [hm^3];

u : vazão descarregada pela usina (defluência) [m^3/s];

q : vazão turbinada pela casa de máquinas (engolimento) [m^3/s];

v : vazão descarregada pelo vertedor (vertimento) [m^3/s];

$\phi(x)$: cota de montante do reservatório [m];

$\theta(u)$: cota de jusante do canal de fuga [m];

$h_b : (\phi(x) - \theta(u))$: altura de queda bruta [m].

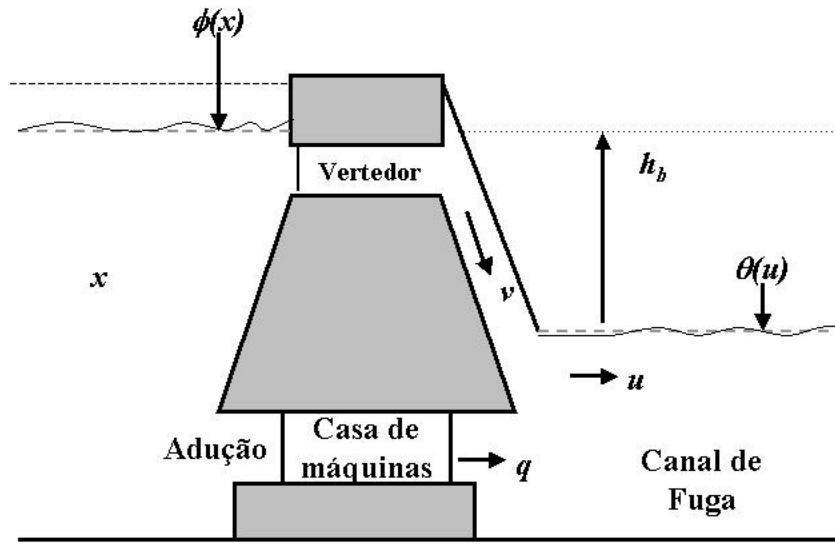


Figura 2.2 Esquema da Usina Hidrelétrica.

O volume x equivale à quantidade de água armazenada no reservatório em um determinado instante, o qual é limitado pelo volume mínimo \underline{x} e volume máximo \bar{x} permitidos para o funcionamento da usina em condições normais de operação. O volume útil x_{util} é a diferença entre \bar{x} e \underline{x} .

A vazão turbinada (q) representa a vazão que foi efetivamente utilizada na transformação de energia hidráulica em energia elétrica. Esta vazão é limitada pela turbinagem máxima, ou engolimento máximo, (\bar{q}) da usina.

A cota de montante $\phi(x)$ é a altura do nível d'água a montante do reservatório, sendo função do volume de água armazenada (x). A cota de jusante $\theta(u)$ é a altura do nível d'água a jusante do reservatório sendo expressa em função da defluência (u). A altura h_b é a altura de queda bruta, diferença entre $\phi(x)$ e $\theta(u)$.

O reservatório de uma usina hidrelétrica pode ser classificado, conforme sua capacidade de regularização, em reservatório de acumulação ou de compensação. Os reservatórios de acumulação possuem grande capacidade de armazenar energia em forma de água, sendo

responsáveis pela regularização das vazões dos rios. Reservatórios de compensação apresentam pequena capacidade de armazenar energia, o que permite apenas a regularização de pequenas descargas. Usinas com reservatório de acumulação são denominadas usinas de reservatórios, e usinas com reservatórios de compensação são denominadas usinas a fio d'água. Para ilustrar a características de um sistema elétrico, a Figura 2.3 mostra uma cascata formada por usinas do sistema brasileiro.

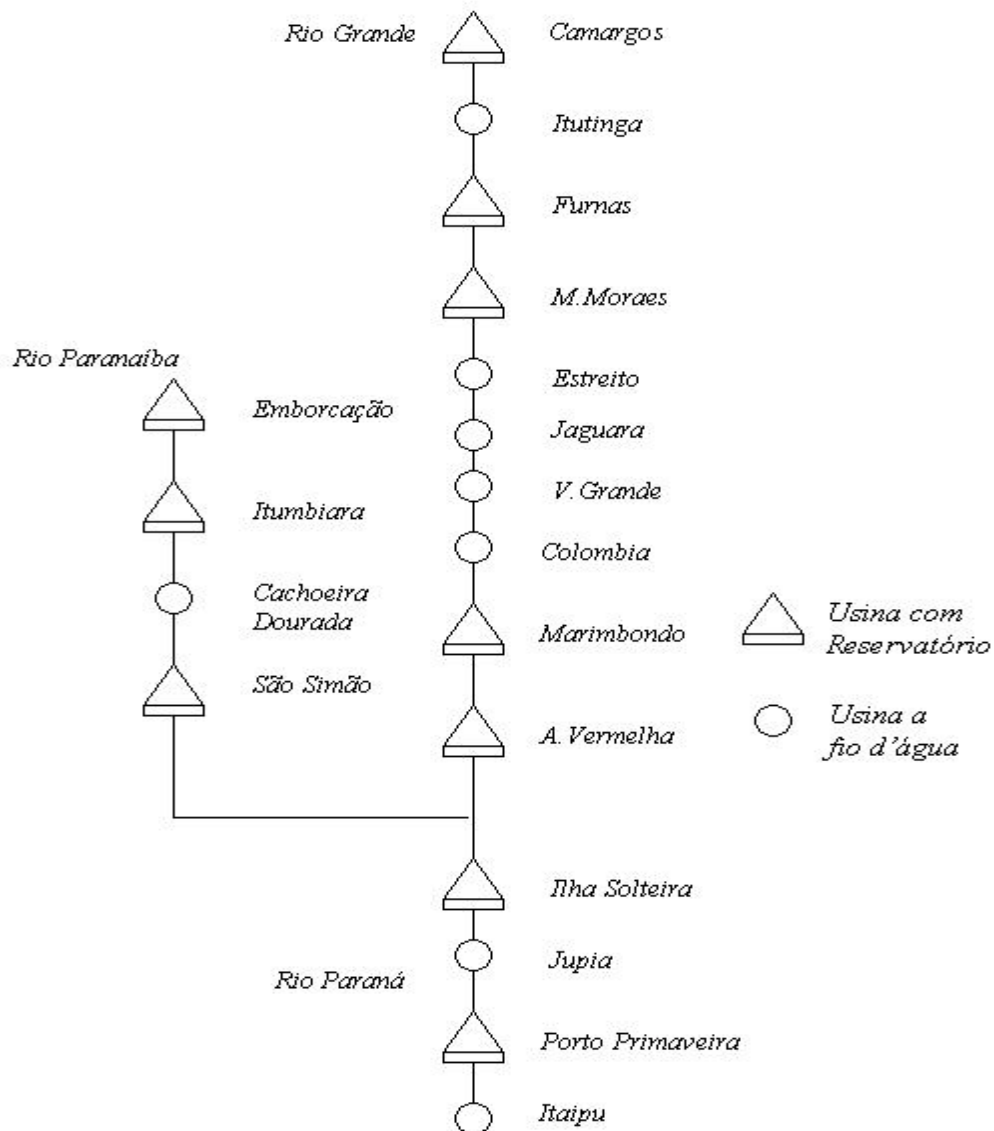


Figura 2.3 Cascata de Usinas Hidrelétricas.

A vazão afluyente incremental ao reservatório é representada pelo volume de água que chega ao reservatório proveniente da área de drenagem existente entre o reservatório e os reservatórios imediatamente à montante. A Figura 2.4 ilustra a vazão incremental da seção 3 sendo criada pela área de drenagem da seção.

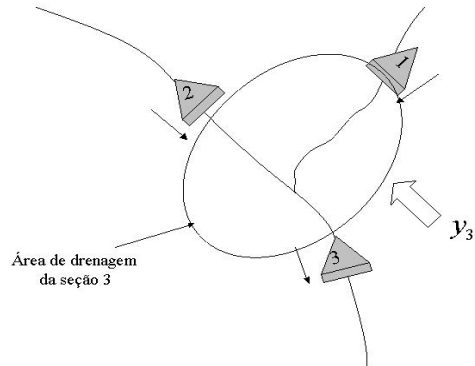


Figura 2.4 Esquema da representação da vazão incremental.

A vazão turbinada q representa a vazão retirada do reservatório pelo conduto forçado e que passa pelas turbinas produzindo energia, sendo limitada pela máxima vazão turbinável da usina, chamada engolimento máximo (\bar{q}). O vertimento v representa a vazão defluente que não passa pelas turbinas, deixando de produzir energia. A defluências u , a turbinagem q e o vertimento v estão relacionados de acordo com a equação:

$$u = q + v. \quad (2.1)$$

A cota de montante é uma função do volume armazenado no reservatório. Costuma-se utilizar polinômios para representar esta função. A obtenção desses polinômios é feita a partir de estudos topográficos da região alagada, os quais têm a finalidade de determinar o volume de alagamento para diferentes posições do nível d'água do reservatório. O polinômio cota de jusante é obtido a partir de regressões aplicadas a um conjunto real de dados que representam medidas da cota do canal de jusante para diferentes volumes de água defluídos pela usina. Para o sistema brasileiro, adota-se polinômios de até quarto grau para a representação $\phi(x)$ e $\theta(u)$. As Tabelas 2.1 e 2.2 apresentam os polinômios da cota de montante e da cota de jusante, respectivamente, de algumas usinas do Sistema Sudeste Brasileiro.

A partir da cota de montante e cota de jusante, são definidos os valores de altura de queda bruta (h_b) e altura de queda líquida (h_l) do reservatório:

$$h_b = \phi(x) - \theta(u) \text{ [m]} \quad (2.2)$$

$$h_l = \phi(x) - \theta(u) - pc \text{ [m]} \quad (2.3)$$

onde pc representa a perda de carga.

Usina	Coeficientes dos polinômios.				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
Funas	735,25	3,4966E-03	-1,9744E-07	6,9171E-12	-9,7737E-17
Água vermelha	351	5,5038E-03	-3,3511E-08	9,4726E-12	0,0
Emborcação	568,09	1,4506E-02	-1,2028E-06	5,8303E-11	-1,1245E-15
São Simão	358,33	8,6173E-03	-8,8427E-07	5,2933E-11	-1,2420E-15
Ilha Solteira	294	3,6006E-03	-1,8462E-07	5,8776E-12	-7,5036E-17

Tabela 2.1 Coeficientes dos polinômios das cotas de montante.

Usinas	Coeficientes dos polinômios.				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
Funas	671,63	1,0174E-03	-1,7997E-07	2,5133E-11	0,0
Água vermelha	322,65	8,0599E-04	-7,3906E-09	5,3124E-11	-4,3063E-170
Emborcação	519,78	3,9966E-03	-1,0987E-06	2,3438E-10	-1,7646E-14
São Simão	315,99	2,3503E-03	-1,3803E-07	5,2304E-12	-7,8594E-17
Ilha Solteira	279,95	4,2685E-05	4,2497E-08	-3,1012E-12	6,55613E-17

Tabela 2.2 Coeficientes dos polinômios das cotas de jusante

A perda de carga pc representa a perda de carga hidráulica, em metros, que a água sofre pela passagem no conduto forçado (adução), desde o reservatório até as turbinas. Essa perda é associada, principalmente, ao atrito entre a água e as paredes da tubulação do canal de adução. Nos modelos adotados pelo setor elétrico brasileiro, existem três representações da perda de carga:

$$pc = \begin{cases} c_1 h_b \\ c_2 \\ c_3 q^2 \end{cases} [m] \quad (2.4)$$

onde c_i é uma constante positiva.

Segundo o cadastro de usinas da Eletrobrás, a maioria das usinas brasileiras apresenta a perda de carga como uma porcentagem c da altura bruta da usina ($c \cdot h_b$).

2.1.2 Usinas Termelétricas

Em usinas termelétricas, a energia elétrica é obtida da transformação de energia térmica em energia mecânica para a movimentação da turbina acoplada a um gerador. As usinas se diferenciam em relação ao tipo de combustível utilizado para a geração de energia e à forma como o combustível utilizado é queimado.

As usinas termelétricas podem ser divididas em dois principais grupos:

- Usinas convencionais, que utilizam como combustível materiais fósseis como carvão, óleo e gás natural;
- Usinas nucleares, que utilizam combustíveis fósseis como o urânio natural e enriquecido.

As usinas convencionais podem ainda ser divididas em usinas com turbina a vapor, usinas com turbina a gás e usinas de combustão direta.

Em usinas a vapor, a geração de energia é feita através da queima de combustível que fornece calor a uma caldeira, onde a água aquecida é transformada em vapor, o qual, sob pressão, movimenta uma turbina. O funcionamento das usinas a vapor é mostrado na Figura 2.5.

As usinas com equipamento a gás utilizam a mistura gasosa do ar comprimido com o gás obtido na queima do combustível para movimentar a turbina. O funcionamento das usinas a gás é esquematizado na figura 2.6.

Já as usinas de combustão direta funcionam com base no princípio dos motores a pistão, como os geradores a óleo diesel. O combustível alimenta um tipo de motor a pistão, o qual é acoplado a um gerador elétrico. Este tipo de usina apresenta dimensões reduzidas, facilidade de operação e manutenção, além de rapidez na tomada ou redução de carga. O inconveniente deste tipo de instalação, no entanto, é a utilização de um combustível dispendioso e poluente.

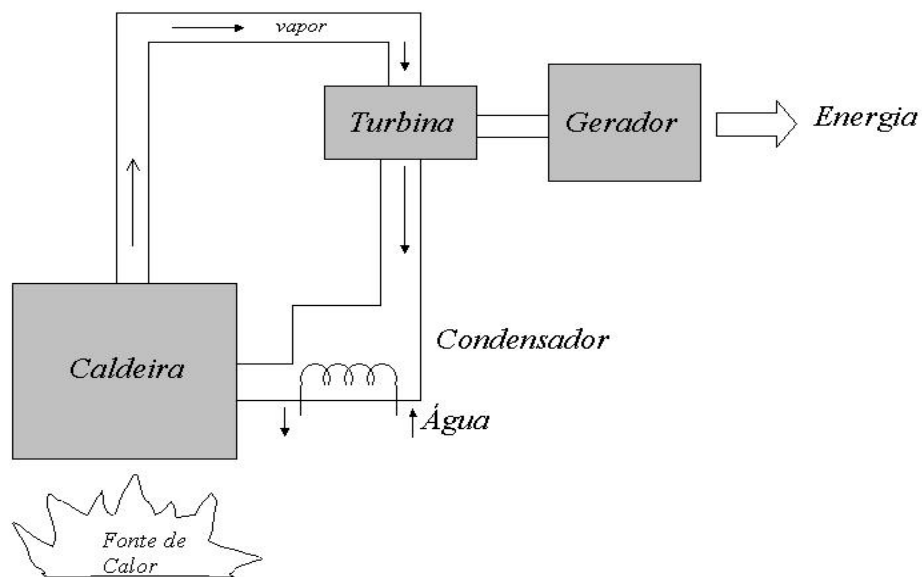


Figura 2.5 Representação Esquemática de uma Usina Termelétrica a Vapor.

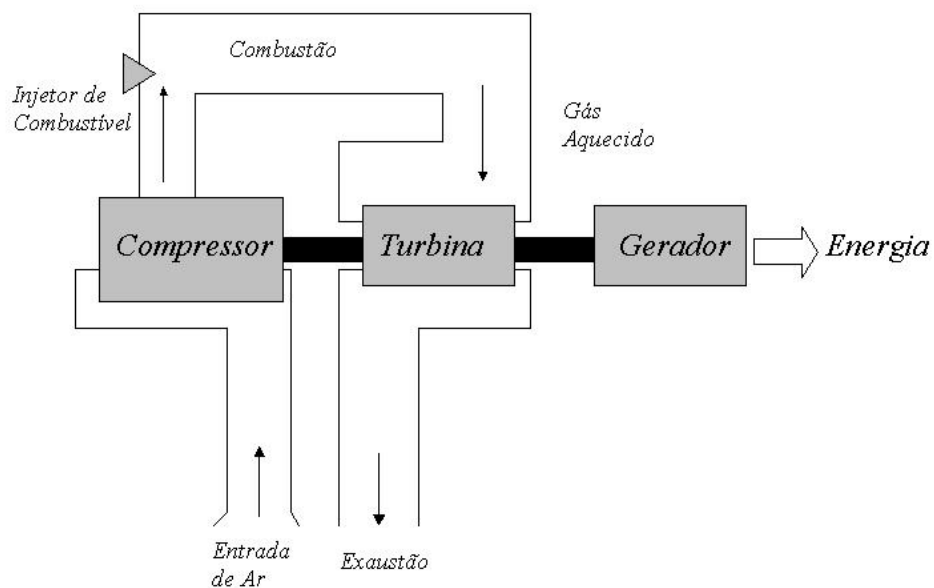


Figura 2.6 Representação Esquemática de uma Usina Termelétrica a Gás.

As usinas nucleares, apesar da complexidade, podem ser englobadas na mesma representação das usinas a vapor, com a inclusão do reator como forma de obtenção de calor a partir da reação nuclear, nesse caso, a energia provem da fissão nuclear do urânio. O Brasil possui atualmente a sexta maior reserva de urânio do mundo, porém a energia nuclear representa apenas 1% da eletricidade produzida.

O custo associado a geração termelétrica deve incluir o custo do combustível utilizado pela usina, os custos de mão de obra, da operação, da manutenção e custos de capital. Os custos associados com a operação, manutenção e capital são, em geral, considerados fixos, sendo ignorados. Somente o custo variável de operação, dado pelo custo de combustível e modelado como uma função convexa e crescente da geração térmica, é, em geral, aproximado por um polinômio de segundo grau [EL-HAWARY & CRISTIENSEN,1979]. A Figura 2.7 mostra a aparência típica da função de custo de uma usina termelétrica $\Psi(\cdot)$.

As restrições operativas são dadas pelos limites operacionais da usina:

$$\bar{g} \leq g \leq \underline{g} \quad (2.5)$$

onde \bar{g} e \underline{g} são as gerações máxima e mínima da usina, respectivamente.

Após apresentados os componentes que fazem parte de um sistema hidrotérmico de geração, na próxima seção será apresentada a formulação do problema de Planejamento Energético da Operação.

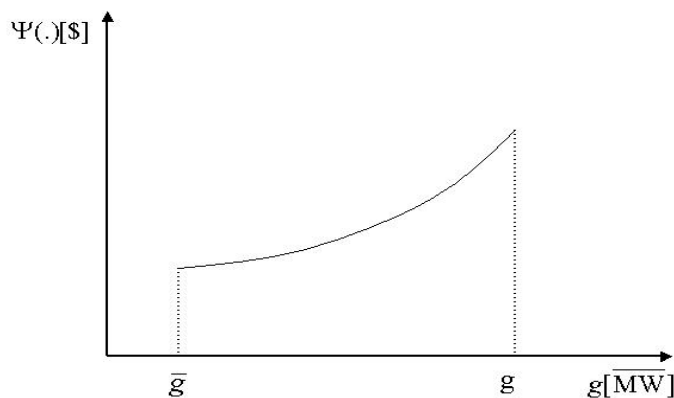


Figura 2.7 Aparência típica da função de custo de uma usina termelétrica.

2.2 Formulação Matemática do problema de Planejamento Energético da Operação

O problema de otimização do planejamento energético da operação de sistemas hidrotérmicos de geração, pode ser formulado como o seguinte problema de programação não linear [CICO GNA 1999].

$$\text{Min} \sum_{t=1}^T \lambda_t \left[\sum_{j=1}^J \psi_t \left(\frac{\Delta t}{3600} g_{j,t} \right) \right] \quad (2.6)$$

sujeito a:

$$G_t + P_t = D_t \quad \forall t \quad (2.7)$$

$$G_t = \sum_{j=1}^J g_{j,t} \quad \forall t \quad (2.8)$$

$$\bar{g}_j \leq g_{j,t} \leq \underline{g}_j \quad (2.9)$$

$$P_t = \sum_{i=1}^I p_{i,t} \quad \forall t \quad (2.10)$$

$$p_{i,t} = k_i \cdot h_{l_{i,t}} \cdot q_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.11)$$

$$h_{l_{i,t}} = \phi(x_{i,t}^{med}) - \theta(u_{i,t}) - pc_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.12)$$

$$x_{i,t}^{med} = \frac{x_{i,t-1} + x_{i,t}}{2} \quad (2.13)$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + \left(y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} \right) \Delta t \quad \forall i, t \quad (2.14)$$

$$u_{i,t} = q_{i,t} + v_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.15)$$

$$\underline{x}_{i,t} \leq x_{i,t} \leq \bar{x}_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.16)$$

$$\underline{u}_{i,t} \leq u_{i,t} \leq \bar{u}_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.17)$$

$$\underline{q}_{i,t} \leq q_{i,t} \leq \bar{q}_{i,t} \quad \forall i,t \quad (2.18)$$

$$v_{i,t} \geq 0 \quad \forall i,t \quad (2.19)$$

$$x_{i,0} \text{ dado} \quad \forall i \quad (2.20)$$

onde,

T : número de intervalo de tempo;

J : número de usinas termelétricas do sistema;

I : número de usinas hidrelétricas do sistema;

λ_t : coeficiente de valor presente para o intervalo t ;

$\Psi_j(.)$: função de custo da usina termelétrica j [\$];

P_t : geração total de energia hidrelétrica durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];

G_t : geração total de energia termelétrica durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];

D_t : mercado a ser atendido durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];

$p_{i,t}$: geração de energia da usina hidrelétrica i durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];

$g_{i,t}$: geração de energia da usina termelétrica j durante o intervalo t [$\overline{\text{MW}}$];

\underline{g}_j : geração mínima da usina termelétrica j [$\overline{\text{MW}}$];

\bar{g}_j : geração máxima da usina termelétrica j [$\overline{\text{MW}}$];

$x_{i,t}$ volume do reservatório da usina i no final do intervalo t [hm^3];

$x_{i,t}^{med}$ volume médio do reservatório da usina i durante o intervalo t [hm^3];

$u_{i,t}$ vazão defluente da usina i durante o intervalo t [m^3/s];

$q_{i,t}$ vazão turbinada da usina i durante o intervalo t [m^3/s];

$v_{i,t}$ vazão vertida da usina i durante o intervalo t [m^3/s];

$y_{i,t}$ vazão afluente incremental à usina i durante o intervalo t [m^3/s];

Δt tamanho do intervalo t [seg];

$\phi_i(x)$ Cota de montante do reservatório da usina i [m];

$\theta_i(x)$ Cota de jusante do canal de fuga da usina i [m];

$pc_{i,t}$ perda de carga hidráulica da usina i durante o intervalo t [m];

k_i : produtividade específica da usina i $\left[\frac{\text{MW}}{(\text{m}^3/\text{s}).\text{m}} \right]$;

$\bar{x}_{i,t}$: volume máximo do reservatório da usina i no final do intervalo t [hm³];

$\underline{x}_{i,t}$: volume mínimo do reservatório da usina i no final do intervalo t [hm³];

$\bar{u}_{i,t}$: vazão defluente máxima da usina i durante o intervalo t [m³/s];

$\underline{u}_{i,t}$: vazão defluente mínima da usina i durante o intervalo t [m³/s];

$\bar{q}_{i,t}$: vazão turbinada máxima da usina i durante o intervalo t [m³/s];

$\underline{q}_{i,t}$: vazão turbinada mínima da usina i durante o intervalo t [m³/s];

Ω_i : conjunto de usinas imediatamente a montante da usina i .

O custo operacional $\psi_i(.)$ representa o custo mínimo de geração complementar de geração termelétrica, como mostra a equação (2.6).

A geração hidrelétrica em cada usina no intervalo t é representada pelas equações (2.10) e (2.11), sendo função não linear do volume de água armazenada no reservatório $x_{i,t}$ e do volume de água defluente da usina $u_{i,t}$. A equação de igualdade (2.14) representa o balanço de água nos reservatórios.

Para a operação ótima de uma usina hidrelétrica, somente deve ser recomendado o vertimento caso não seja possível armazenar nem turbinar toda a vazão afluente. A modelagem pode optar em calcular a vazão turbinada como:

$$q_{i,t} = \min(u_{i,t}, \bar{q}_{i,t}) \quad (2.21)$$

Limites superiores e inferiores nas variáveis, representados pelas equações (2.16) – (2.18), são impostos por restrições operacionais das usinas hidrelétricas.

Neste trabalho, o engolimento máximo de cada usina hidrelétrica é considerado constante, em função da potência instalada correspondente. Mas, na realidade, o engolimento máximo é variável em função da queda líquida, conforme apresentado em [CICO GNA 1999].

A formulação apresentada para o problema engloba os sistemas hidrelétricos e termelétricos da geração. Serão problemas independentes, com exceção da equação (2.7), se a função objetivo e as restrições puderem ser separadas em duas parcelas: uma representação do sistema hidrelétrico e outra do sistema térmico. A equação (2.7) faz, portanto, o acoplamento dos dois subsistemas.

Problema Hidráulico.

$$\min \sum_{t=1}^T \lambda_t \Psi(D_t - P_t) \quad (2.22)$$

s.a.

$$\begin{aligned} P_t &= \sum_{i=1}^I p_{i,t} \quad \forall t \\ p_{i,t} &= k_i \cdot h_{l_{i,t}} \cdot \min(u_{i,t}, \bar{q}_{i,t}) \quad \forall i, t \\ h_{l_{i,t}} &= \phi(x_{i,t}^{med}) - \theta(u_{i,t}) - pc_{i,t} \quad \forall i, t \\ x_{i,t}^{med} &= \frac{x_{i,t-1} + x_{i,t}}{2} \\ x_{i,t} &= x_{i,t-1} + \left(y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} \right) \Delta t_t \quad \forall i, t \\ \underline{x}_{i,t} &\leq x_{i,t} \leq \bar{x}_{i,t} \quad \forall i, t \\ \underline{u}_{i,t} &\leq u_{i,t} \leq \bar{u}_{i,t} \quad \forall i, t \\ x_{i,0} &\text{ dado } \forall i \end{aligned} \quad (2.23)$$

Problema Térmico.

$$\Psi(G_t) = \min \sum_{t=1}^T \psi_j(g_{j,t}) \quad (2.24)$$

s.a.

$$\begin{aligned} G_t &= \sum_{j'=1}^J g_{j',t} \quad \forall j,t \\ \underline{g}_j &\leq g_{j,t} \leq \bar{g}_j \quad \forall j,t \end{aligned} \quad (2.25)$$

O problema térmico recebe o nome de Despacho Econômico Termelétrico (DET), tem como objetivo determinar a geração de cada usina termelétrica do sistema $g_{j,t}$, em cada intervalo de tempo, de maneira a atender a geração térmica total G_t a um custo mínimo, $\psi_j(g_{j,t})$.

Com esta nova apresentação, o problema hidráulico pode ser resolvido previamente ao problema térmico e sua função objetivo está de acordo com a busca da otimização dos recursos hidráulicos pela minimização da complementação térmica.

O modelo apresentado está na versão determinística, de modo que as incertezas do sistema hidrotérmico, ou seja, as vazões afluentes estão fixadas em valores conhecidos, embora sejam variáveis estocásticas. Na realidade, procura-se um modelo que considere o grau de estocasticidade do problema de planejamento e considerando cada usina individualmente, com suas próprias restrições e características de produção.

A seguir, apresenta-se uma metodologia baseada no Controle Preditivo para o problema de Planejamento Energético da Operação.

2.3 Controle Preditivo

A metodologia proposta pelo grupo de pesquisa do COSE/DENSIS para a solução do problema de planejamento da operação baseia-se na combinação de um modelo de otimização determinística a usinas individualizadas, alimentado por um modelo estocástico de previsão de vazões, num esquema baseado no Controle Preditivo (CP).

A política baseada no CP pode ser classificada como um processo adaptativo de tomada de decisões. O procedimento de previsão-otimização é repetido a cada intervalo do horizonte, com o objetivo de minimizar os desvios na operação das usinas, provocados pelo erro entre os valores previstos e verificados das vazões.

Os modelos envolvidos são:

- **Otimizador:** modelo de otimização determinística para o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. ([CARVALHO & SOARES, 1987]; [OLIVEIRA & SOARES, 1995]; [CICOOGNA 1999]).
- **Previsor de Vazões :** modelo de previsão de vazões em base mensal.
- **Simulador:** modelo de simulação das usinas individualizadas em base mensal para o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos.

O Controle Preditivo foi introduzido por [RICHARLET 1978], [CUTLER 1979] e [GARCIA 1989]. Os trabalhos subsequentes sobre este tema são muitos. Atualmente, a maioria das aplicações industriais que usam controle preditivo é direcionada à indústria Química e Petroquímica. Porém, este controlador também é empregado em outras áreas, como por exemplo no controle de juntas robótica [PIMENTA 2003] e solução de problemas de programação e regulação do tráfego de trens [ASSIS 2002].

O Controle Preditivo, no problema de planejamento da operação, é uma política operacional alimentada com previsões de vazões e baseada num processo adaptativo de tomada de decisões, onde a cada intervalo de tempo as decisões (turbínagens e vertimentos) são tomadas pelo modelo de otimização a usinas individualizadas.

Na Figura 2.8 mostra as variáveis envolvidas no Controle preditivo. as variáveis u_t , P_t , x_t e y_t são definidas como sendo a saída do controle (vazão defluente), saída do sistema (geração hidrelétrica), a variável de estado (volume de água no reservatório) e a variável medida (vazão afluente real) durante o intervalo do tempo t . O horizonte de planejamento T e a variável \hat{y}_t denotam a vazão afluente obtidas por um previsor de vazões, as variáveis \hat{u}_t , \hat{P}_t e \hat{x}_t são resultados do modelo de otimização no intervalo do tempo t . A variável u_t^* é a decisão considerada pelo simulador no intervalo de tempo t .

A Figura 2.9 ilustra o princípio do Controle Preditivo para o problema de Planejamento Energético da Operação. No intervalo de tempo t , o Previsor de Vazões recebe informações passadas (vazões reais) e gera uma sequência de vazões afluentes previstas, e baseado nesta informação o Otimizador calcula as ações de controle futuras para assim atender a Demanda minimizando o custo da complementação termelétrica. Somente a primeira ação de controle é implementada até o próximo intervalo de tempo, quando todo o processo é repetido baseado nas novas informações medidas.

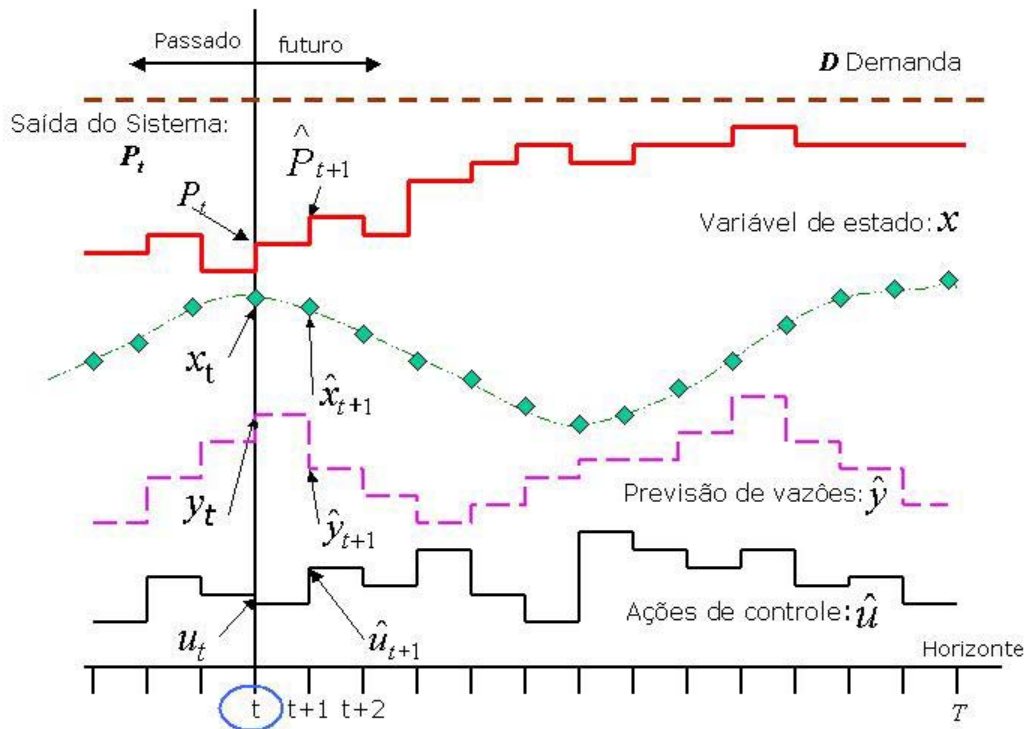


Figura 2.8 Estratégia de Controle Preditivo

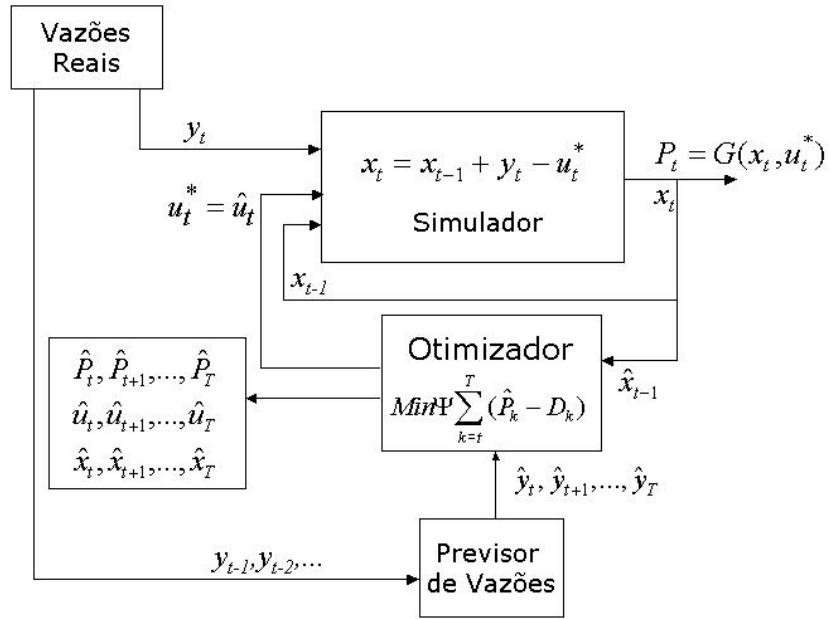


Figura 2.9 Estrutura do Controle Preditivo.

O controle preditivo faz parte da família dos controladores baseados em modelos. Para o problema de Planejamento Energético da Operação, o modelo é representado na forma de espaço de estados:

$$x_t = x_{t-1} - u_t + y_t \quad (2.23)$$

onde x representa a variável de estado de água armazenada nos reservatórios, u representa a defluência e y a afluência. x_{t-1} é a variável de estado do intervalo de tempo anterior.

O cálculo da seqüência de controle é obtido de um problema de otimização, ou mais especificamente, um problema de minimização. Usualmente, resolver um problema de minimização requer um procedimento iterativo e o sucesso do Controle Preditivo depende da robustez e confiabilidade deste otimizador.

2.4 Revisão Bibliográfica

Uma técnica muito utilizada para resolver o problema de Planejamento da Operação é através da abordagem de Programação Dinâmica Estocástica (PDE) [CEPEL/ELETRONBRAS

1977]. Porém esta técnica apresenta problemas de escalabilidade causada pelo aumento exponencial de número de variáveis de estado do problema a medida que aumenta o número de usinas.

Numa tentativa de tratar o problema de escalabilidade da PDE, algumas abordagens sugerem a representação composta do sistema hidroelétrica através de um sistema equivalente de energia potencial [ARVANITIDS & ROSING, 1970].

Outra metodologia utilizada consiste no uso de Programação Dinâmica Estocástica Dual (PDED), a qual pode ser caracterizada como uma extensão da PDE [PEREIRA & PINTO 1985]. A PDED permite reduzir o esforço computacional na solução do problema, trazendo, então, a possibilidade de se representar o sistema hidráulico mais detalhadamente.

Vários métodos também têm sido usados, baseados em programação não-linear, podendo ser ou não baseados em técnicas de fluxo em rede, onde preserva-se a representação individualizada das usinas [CICOGNA 1999]. Neste caso, estas técnicas sendo determinísticas requerem um esquema de controle preditivo para tratar a estocasticidade do problema.

A Computação evolutiva, conjunto de técnicas de busca e otimização estocástica inspirado na evolução natural das espécies, tem despertado grande interesse acadêmico e econômico, uma vez que sua aplicabilidade tem sido demonstrada em inúmeras áreas da ciência e das engenharias.

Nos últimos anos, com o rápido desenvolvimento da teoria evolutiva, este tipo de algoritmo tornou-se uma ferramenta de otimização muito poderosa e de larga aplicação em complexos sistemas de engenharia, incluindo sistemas de potência.

Os algoritmos genéticos têm sido usados com bastante sucesso na solução de problemas de sistemas de potência [BANSAL 2005], como por exemplo, o problema de Pré-Despacho de sistemas de potência hidrotérmicos [SANTOS 2001], ou em problemas de minimização de perdas em sistemas de distribuição de energia elétrica [COSTA 1999].

Recentemente, o trabalho [LEITE 2004] utilizou ferramentas de sistemas genéticos híbridos, que combinam otimização com algoritmos genéticos ao problema de Planejamento da Operação com muito bons resultados. Entretanto, a existência de grande número de parâmetros a serem utilizados no algoritmo genético, tais como a taxa de recombinação, a taxa de mutação, e o número de indivíduos que sofrem recombinação e mutação, fazem com que o algoritmo seja

muito sensível e vulnerável a uma combinação de valores para esses parâmetros. Além disso, eles permanecem constantes ao longo do processo evolutivo.

Pelo motivo exposto, utilizou-se neste trabalho as Estratégia Evolutivas, cuja característica principal é a adaptação *online* (auto-adaptação) dos seus parâmetros durante o processo evolutivo, através da introdução dos mesmos na representação genética dos indivíduos.

A técnica de EE tem sido sugerida em problemas de programação de operação (unit commitment, despacho econômico de sistemas hidrotérmicos de potência) mostrando excelentes resultados com tempo computacional aceitável [WERNER & VERSTEGE 1999][WERNER & VERSTEGE 1999B]

Baseado na revisão bibliográfica apresentada, acredita-se que a utilização das estratégias evolutivas acarretará em um algoritmo mais eficiente e poderoso para a resolução do problema do Planejamento Energético da Operação, tratado em sua forma determinística e representando cada usina do sistema hidrotérmico individualmente, com suas próprias restrições operacionais.

Capítulo 3

Estratégias Evolutivas

Este capítulo tem como objetivo revisar os fundamentos da Computação Evolutiva, apresentação dos algoritmos evolutivos e seus operadores evolutivos. São apresentados conceitos, história e é dada ênfase aos operadores das Estratégias Evolutivas.

3.1 Introdução

As simples comparações de desempenho de dispositivos naturais e artificiais ativaram o interesse humano pelo desenvolvimento de processos de imitação da natureza e, de certa forma, esse interesse proporcionou o surgimento de técnicas capazes de reproduzir sistemas computacionais inspirados na natureza, Computação Natural, englobando a inteligência computacional, vida artificial, sistemas complexos e geometria fractal. Dentro do contexto da Inteligência Computacional, está a Computação Evolutiva e outros métodos que merecem destaque, como sistemas fuzzy, redes neurais artificiais e agentes autônomos como mostra a Figura 3.1.

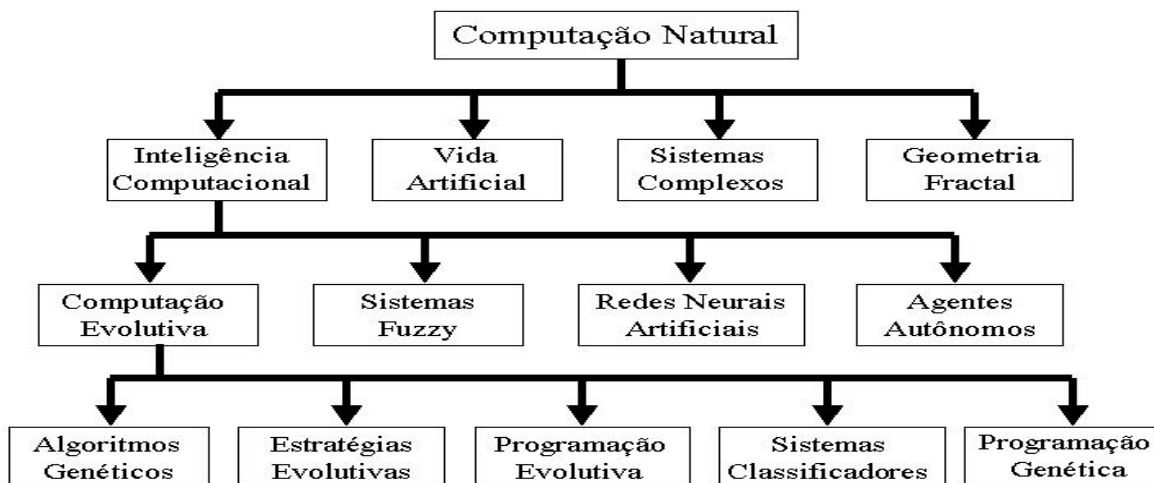


Figura 3.1 Taxonomia dos Sistemas Computacionais Naturais.

Neste Capítulo, inicialmente são descritas brevemente a Computação Evolutiva e as principais abordagens encontradas na literatura relacionadas com esta técnica. A seguir, um destaque maior é dado às estratégias evolutivas, metodologia empregada neste trabalho. Uma revisão e formalização de conceitos da Computação Evolutiva, necessários para um aprofundamento maior no assunto, podem ser encontrados em [VON ZUBEN 2000].

3.2 Computação Evolutiva

O termo Computação Evolutiva foi criado recentemente, em 1991 [BACK 1997], e engloba uma série de técnicas inspiradas biologicamente, na teoria Neo-Darwiniana¹ da evolução natural.

Os sistemas baseados em Computação Evolutiva, os algoritmos evolutivos, mantêm uma população de soluções potenciais, aplicam processos de seleção baseados na adaptação de um indivíduo e também empregam outros operadores evolutivos. Diversas abordagens para sistemas baseados em evolução foram propostas, sendo que as principais diferenças entre elas dizem respeito aos operadores evolutivos empregados, que serão melhor detalhados na sequência. As principais abordagens propostas na literatura são:

- Algoritmos Genéticos;
- Estratégias Evolutivas;
- Programação Evolutiva.

Cada um destas abordagens se originou de maneira independente e com motivações distintas.

Os algoritmos genéticos (AG) foram introduzidos por Holland em 1973 [HOLLAND 1973] com o objetivo de formalizar matematicamente e explicar rigorosamente processos de adaptação em sistemas naturais e desenvolver sistemas artificiais (simulados em computador) que retenham os mecanismos originais encontrados em sistemas naturais.

As estratégias evolutivas (EE) foram desenvolvidas em 1964 na Alemanha para resolver problemas hidrodinâmicos de alto grau de complexidade por um grupo de estudantes de engenharia encabeçado por Ingo Rechenberg [RECHENBERG 1964]. Foram inicialmente propostas com o objetivo de solucionar problemas de otimização de parâmetros, tanto discretos como contínuos. Em virtude de empregarem apenas operadores de mutação, grandes contribuições em relação à análise e síntese destes operadores foram elaboradas.

¹ O Neo-Darwinismo estabelece que a história, de maioria da vida em nosso planeta, pode ser explicada através de um punhado de processos estatísticos que atuam sobre e dentro das populações e espécies : a reprodução, a mutação, a competência e a seleção.

A programação evolutiva (PE), introduzida por Fogel et al. [FOGEL et al. 1966], foi originalmente proposta como uma técnica para criar Inteligência Artificial através da evolução de máquinas de estado finito. A programação evolutiva também emprega apenas mutação. Recentemente, a programação evolutiva tem sido aplicada a problemas de otimização e é, neste caso, virtualmente equivalente às estratégias evolutivas; havendo atualmente pequenas diferenças no que diz respeito aos procedimentos de seleção e codificação de indivíduos entre as duas abordagens.

Apesar das abordagens acima citadas terem sido desenvolvidas de forma independente, seus algoritmos possuem uma estrutura comum. A seguir, descrevem-se as principais características e componentes dos algoritmos evolutivos.

3.2.1 Algoritmos Evolutivos

Os algoritmos evolutivos são procedimentos computacionais empregados na solução de problemas, ou modelagem de sistemas, que executam otimização através de um processo de aprimoramento de um conjunto de soluções, utilizando-se de operadores inspirados na evolução biológica natural. Todos os algoritmos evolutivos compartilham uma base conceitual comum para a simulação da evolução em estruturas individuais, que são os processos de seleção, recombinação e mutação, definindo novas gerações. A Figura 3.2 apresenta a estrutura de um algoritmo evolutivo.

Algoritmos evolutivos são tipicamente aplicados para resolver problemas de busca e otimização da forma:

$$f : M \rightarrow \mathfrak{R} \quad M \subset \mathfrak{R}^n \quad (3.1)$$

onde M é o espaço de busca que é constituído por todas as possíveis soluções para um problema particular no conjunto dos números reais \mathfrak{R} e f é chamado de função objetivo, encontrar um vetor $x^* \in M$ tal que :

$$\forall x \in M : f(x) \geq f(x^*) \quad (3.2)$$

onde x^* de mínimo global.

As soluções podem ser representadas por vetores n -dimensionais de forma binária, inteira ou números reais, ou ainda estruturas mais complexas, dependendo do problema em questão.

Para todas as soluções existentes no domínio M , um número real \mathfrak{R} é associado, representando uma medida de quão adequada é a solução para resolver o problema. Portanto, os algoritmos evolutivos têm a função de encontrar, num grande espaço de busca, soluções (ótimas ou não) que satisfaçam o objetivo do problema.

```
início
//começar em uma geração inicial
 $t \rightarrow 0$ ;
//inicializar uma população (usualmente aleatória) de indivíduos.
inicialize  $P(t)$ 
//avaliar todos os indivíduos na população inicial.
avale  $P(t)$ 
//testar o critério de parada (n. de gerações, qualidade, etc.)
enquanto (não condição de parada) faça
    //incrementar o contador de gerações
     $t \rightarrow t + 1$ ;
    //selecionar sub-população para a produção de descendência.
    selecione  $P'(t)$  a partir de  $P(t-1)$ ;
    //recombinar os indivíduos da sub-população selecionada.
    recombine  $P'(t)$ ;
    //perturbar a população estocasticamente.
    Mute  $P'(t)$ ;
    //avaliar a nova população
    avale  $P'(t)$ ;
    //seleccionar os sobreviventes da geração corrente
     $P(t)=\text{sobrevive}(P(t-1),P'(t))$ ;
fim
fim
```

Figura 3.2 Exemplo de um algoritmo evolutivo

Algoritmos evolutivos são baseados no princípio da evolução das espécies, sendo que mostramos na Tabela 3.1 a correspondência entre alguns termos da linguagem adotada em ambiente computacional e na Biologia.

Termos Biológicos	Termos Computacionais
Cromossomo	Indivíduo
Gene	Caractere
Alelo	Valor do caractere
Lócus	Posição do caractere
Genótipo	Vetor de caracteres que representa o indivíduo
Fenótipo	Interpretação do vetor de caracteres

Tabela 3.1 Correspondência entre o Vocabulário Biológico e o Computacional.

Diferentemente dos métodos clássicos, eles não consideram um ponto, mas sim uma população de pontos, chamados indivíduos. Cada indivíduo representa uma solução potencial do problema. Nesses algoritmos, a população evolui para regiões melhores no espaço de busca, submetendo-se a transformações com certo grau de aleatoriedade, chamadas recombinação, mutação e seleção.

Os componentes usados nos algoritmos evolutivos são: mecanismo de codificação individual ou representação, população inicial, função de avaliação e os diferentes operadores evolutivos, descritos a seguir.

3.2.1.1 Representação

A representação refere-se à forma como são codificadas as soluções de um problema para serem processadas por um computador digital. Uma solução de um problema pode ser codificada em :

- **Representação Binária;** o cromossomo é uma sequência de zeros e de uns. Aplicável em problemas elétricos, exemplo: considere uma rede de distribuição de energia composta por chaves. Se os estados possíveis para as chaves forem apenas dois, então pode-se

associar '0' a <chave aberta> e '1' a <chave fechada>. Logo, a representação de um indivíduo da população será dada por uma sequência de bits.

- **Representação Inteira;** o cromossomo é uma sequência de números inteiros. Aplicável em problemas combinatórios, problema de grafos, permutação, etc. Exemplo: TSP O problema de caixeiro viajante, um caixeiro deve percorrer um conjunto de n cidades e voltar para sua cidade de origem, passando uma única vez por cada cidade de modo que a distancia seja a mínima.
- **Representação Real;** o cromossomo é uma sequência números reais. São empregados, na maioria dos casos, para problemas de otimização continua.

A Figura 3.3 mostra exemplo de estruturas de dados usando símbolos binários, inteiros e reais, respectivamente.

1	0	0	1	0	0	1	1
Representação binária							
12	5	16	21	35	54	78	8
Representação inteira							
2.3	4.53	2.7	1.3	10.1	5.7	0.6	6.81
Representação real							

Figura 3.3 Representação de soluções por diferentes símbolos.

Para um bom desempenho dos algoritmos evolutivos, é fundamental o mecanismo de codificação das variáveis do problema. A codificação dependerá da natureza dessas variáveis.

A representação nos algoritmos evolutivos de estratégias evolutivas e programação evolutiva se baseia em vetores de números reais, quando são considerados problemas de otimização de parâmetros contínuos de forma geral.

3.2.1.2 População inicial

A população inicial é formada por candidatos à solução do problema. Pode ser gerada aleatoriamente ou não. De qualquer forma, a melhor solução encontrada deve ser independente da população inicial. Se algum conhecimento inicial a respeito do problema estiver disponível, então pode ser utilizado na inicialização da população.

3.2.1.3 Função de avaliação (*Fitness*)

Na natureza, a função de avaliação de aptidão de um indivíduo também chamada função de *fitness* especifica quão bem adaptado ele está a um meio particular. Similarmente nos algoritmos evolutivos, o *fitness* fornece uma medida, de acordo com a especificação do problema, do bom desempenho do indivíduo. Esta medida pode ser um valor escalar, inteiro ou real. O *fitness* é a função a ser otimizada e fornece o mecanismo para avaliação de cada indivíduo na população.

3.2.1.4 Operador de Seleção

Na natureza, o mecanismo de seleção favorece a sobrevivência do indivíduo mais adaptado. O operador de seleção para os algoritmos evolutivos, por sua semelhança aos mecanismos biológicos, seguem os mesmos paradigmas ou seja, as soluções mais adaptadas tendem a sobreviver, enquanto as mais fracas a desaparecer. Nos algoritmos evolutivos aplicados a problemas de maximização (minimização), um indivíduo com um valor de adaptação, *fitness*, maior (menor) é considerado bem adaptado e, portanto, terá maiores chances de sobreviver, com possibilidade de gerar um maior número de descendentes na próxima geração. Portanto, a seleção é um operador evolutivo que permite selecionar as configurações da população corrente que devem fazer parte da nova população. Na literatura, encontra-se diversas técnicas para efetuar a seleção dos indivíduos da população dentre as quais destacam-se:

- Seleção proporcional (*Roulette Wheel*).
- Seleção por torneio;
- Seleção por Rank
- Seleção elitista.

O processo de seleção *Roulette Wheel* consiste em: cada indivíduo que compõe a população recebe uma probabilidade diretamente proporcional ao seu valor de *fitness*, em relação à somatória do *fitness* de todos os indivíduos da população. O *Roulette Wheel* permite que o indivíduo com maior valor de *fitness* tenha maior probabilidade de passar para a próxima geração. A Figura 3.4 mostra um exemplo:

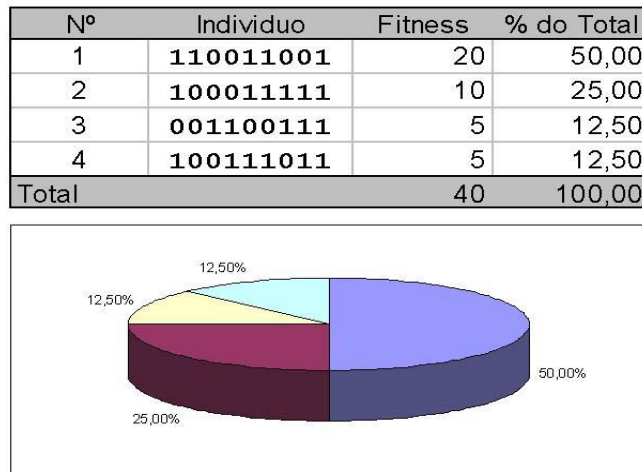


Figura 3.4 Exemplo de Roulette Wheel

Na técnica de seleção por torneio, os indivíduos descendentes são escolhidos mediante a realização de n jogos (torneios), sendo n o tamanho da população. Em cada jogo são escolhidos aleatoriamente um conjunto de k configurações e a configuração ganhadora do jogo é aquela que tem função de adaptação de melhor qualidade. O valor k é geralmente pequeno, $k \in \{2,3,4,5\}$. Após n jogos, termina-se o processo de seleção.

Outro mecanismo muito utilizado é a seleção baseada em rank [BACK et al. 1997a]. Esse critério inicialmente faz uma ordenação dos indivíduos de acordo com o *fitness* e utiliza as posições dos indivíduos após tal ordenação para definir os valores de probabilidade de seleção, usando mapeamentos lineares ou não lineares para estabelecer tal probabilidade.

Na seleção elitista, são selecionados P% dos melhores indivíduos e os outros aleatoriamente ou por meio de *Roulette Wheel*. Incorpora vários casos mencionados anteriormente.

3.2.1.5 Operador de Recombinação

Este operador inspira-se na idéia de cruzamento (*crossover*) ou troca de material genético sendo aplicado após o operador de seleção.

Em uma população, são selecionados dois indivíduos e este par é submetido a uma recombinação para gerar dois ou mais novos indivíduos. A idéia intuitiva é trocar informação entre diferentes soluções candidatas.

O operador de recombinação mais comumente utilizado é o *crossover* de um ponto. Para aplicação deste operador, são selecionados dois indivíduos (pais), de acordo com critério de operador de seleção adotado, e a partir de seu cromossomos são gerados dois novos indivíduos (filhos). Para a geração dos filhos, seleciona-se aleatoriamente o ponto de corte nos cromossomos-pais, de forma que os segmentos a partir do ponto de corte sejam trocados. A Figura 3.5 ilustra o processo de *crossover* simples.

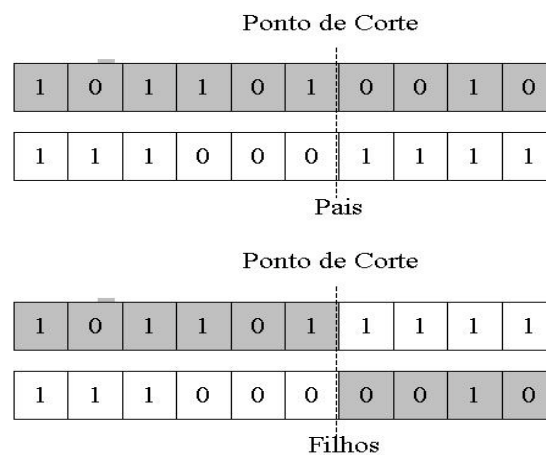


Figura 3.5 Crossover Simples

Diversos tipos de operadores de recombinação têm sido propostos na literatura. Uma extensão do *crossover* de um ponto é o *crossover* de dois pontos. Neste, dois pontos de corte são escolhidos e o material genético entre tais pontos são trocados.

Um outro tipo de *crossover* bastante utilizado é o *crossover* uniforme [SYSWERDA 1989]. De maneira análoga aos operadores de *crossover* descritos anteriormente, inicialmente os indivíduos são escolhidos de acordo com a metodologia de seleção adotada e, em seguida os genes dos dois cromossomos são trocados. Este tipo de *crossover* permite uma combinação de

características independentemente da posição relativa dos genes no cromossomo. A figura 3.6 ilustra o *crossover* uniforme.

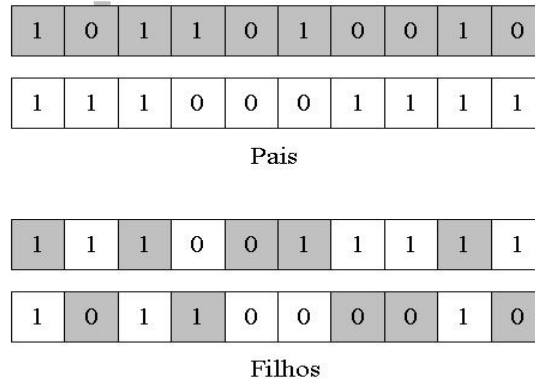


Figura 3.6 *Crossover* Uniforme

Todos os operadores de crossover descritos poderiam ser empregados para a maioria dos tipos de codificação. Entretanto alguns operadores foram especificamente desenvolvidos para uso com codificação em ponto flutuante. Um desses modelos é chamado *crossover* aritmético [MICHALEWICZ, 1996]. Este operador é definido como uma fusão de dois vetores (cromossomos): se x_1^t e x_2^t são dois indivíduos selecionados para *crossover*, os dois filhos resultantes serão $x_1^{t+1} = ax_2^t + (1-a)x_1^t$ e $x_2^{t+1} = ax_1^t + (1-a)x_2^t$ sendo a um número aleatório pertencente ao intervalo $[0,1]$. Esse operador é particularmente apropriado para problemas de otimização numérica com restrições, onde a região factível é convexa. Se os pontos x_1^t e x_2^t pertencem à região factível então a combinação convexa entre eles também será factível, garantindo que o *crossover* não vai gerar indivíduos inválidos para o problema em questão. Além de *crossover* aritmético existe *crossover* geométrico e *crossover* esférico, especialmente desenvolvidos para utilização de problemas de otimização numérica restritos e codificação em ponto flutuante [MICHALEWICZ & SCHOENAUER 1996].

3.2.1.6 Operador de Mutação

Depois do processo de recombinação, há uma nova população em que é aplicada a mutação. O operador de mutação é essencial para conservar a diversidade e renovar o material

genético. Este operador induz os algoritmos evolutivos a amostrar novos pontos no espaço de busca. Em outras palavras, o algoritmo evolutivo pode convergir prematura e rapidamente para pontos de ótimos locais de qualidade indesejável se for aplicado somente os operadores de seleção e recombinação.

Considerando codificação binária, o operador de mutação padrão simplesmente troca o valor do gene selecionado [HOLLAND 1992] . Portanto, consiste em apenas mudar o valor 1 para 0 e vice-versa.

No caso de codificação em ponto flutuante, alguns operadores especiais foram desenvolvidos, tais como: a mutação gaussiana [MICHALEWICZ & SCHOENAUER 1996], a mutação uniforme [MICHALEWICZ 1996] e a mutação não-uniforme [MICHALEWICZ & SCHOENAUER 1996].

É bastante empregada também a mutação por inversão, que pode ser feita através de uma simples troca de posição entre genes de um mesmo cromossomo. Este tipo de mutação, usando codificação inteira, é muito comum em problemas tradicionais como, por exemplo, os problemas de Caixeiro Viajante e de programação de máquina. [MICHALEWICZ 1996].

3.2.1.7 Valores para diversos parâmetros

Apesar do desempenho de um algoritmo evolutivo depender da escolha adequada de seus parâmetros, não existem critérios sistemáticos e genéricos que estabeleçam valores para alguns parâmetros críticos em algoritmos genéticos, tais como o tamanho da população, os mecanismos de seleção e os valores de taxas de crossover e mutação.

O tamanho da população determina o número de indivíduos na população, afetando diretamente o desempenho global e a eficiência do algoritmo evolutivo. Com uma população pequena o desempenho pode cair, pois deste modo a população fornece uma pequena cobertura do espaço de busca do problema. Uma grande população geralmente fornece uma cobertura representativa do domínio do problema, além de prevenir convergências prematuras para soluções locais ao invés de globais. No entanto, para se trabalhar com grandes populações, são necessários mais recursos computacionais.

Quanto maior for a taxa de probabilidade de *Crossover*, mais rapidamente novos pontos no espaço de busca serão introduzidos na população. Mas se esta for muito alta, a maior parte da

população será substituída, e pode ocorrer perda de indivíduos de alta aptidão. Com um valor baixo, o algoritmo pode-se tornar muito lento.

Uma baixa taxa de mutação previne que uma dada posição fique estagnada em um valor, além de possibilitar que se chegue a qualquer ponto do espaço de busca. Com uma taxa muito alta, a busca se torna essencialmente aleatória além de aumentar muito a possibilidade de que uma boa solução seja destruída. A melhor taxa de mutação é dependente da aplicação, mas para a maioria dos casos é entre 0,001 e 0,1.

3.2.1.8 Critério de parada

O critério de parada é definido como o controle de término dos algoritmos evolutivos. Portanto, este critério dependerá basicamente do problema em questão. De acordo com resultados experimentais pode-se citar alguns critérios empregados com êxito, tais como: o número máximo de interações, indivíduos com a função objetivo satisfatória ou qualquer outro critério que satisfaça as especificações do problema.

3.2.2 Diferenças entre os algoritmos evolutivos com respeito às técnicas tradicionais.

Existem várias diferenças que merecem destaque entre os algoritmos evolutivos e as técnicas tradicionais de busca e otimização:

- Os algoritmos evolutivos usam uma população de soluções potenciais em vez de um só indivíduo, o que as faz menos sensíveis a ficarem presas num mínimo/máximo local.
- Os algoritmos evolutivos não necessitam conhecimento específico sobre o problema que tentam resolver. Apenas a função objetivo e as restrições (se existirem) são usadas para avaliar os indivíduos.
- Os algoritmos evolutivos usam operadores probabilísticos e determinísticos, enquanto as técnicas tradicionais utilizam operadores determinísticos.
- Embora os algoritmos evolutivos sejam estocásticos, o fato de que utilizam operadores probabilísticos não significa que operem de maneira análoga a uma simples busca aleatória.

As abordagens evolutivas apresentadas nesta seção diferem em diversos aspectos, dentre os quais se destacam: estruturas de dados utilizadas para codificar um indivíduo, operadores genéticos empregados, métodos para criar a população inicial e métodos para selecionar indivíduos para a geração seguinte. Entretanto, elas compartilham o mesmo princípio comum: uma população de indivíduos sofre algumas transformações e durante a evolução os indivíduos competem pela sobrevivência. Iremos nos concentrar, a seguir, na descrição mais detalhada das Estratégias Evolutivas.

3.3 Estratégias Evolutivas

Como estudantes de pós-graduação na universidade técnica de Berlim, na Alemanha, Peter Bienert, Ingo Rechenberg e Hans-Paul Schwefel estudavam a mecânica de fluidos em 1963, com particular ênfase na experimentação num túnel de vento. Um dos problemas que interessavam eram de caráter hidrodinâmico, e consistia na otimização da forma de um tubo curvo (Figura 3.7). Devido à impossibilidade de descrever e resolver esses problemas de otimização analiticamente ou usando métodos tradicionais, Ingo Rechenberg decidiu desenvolver um método de ajuste discreto aleatório inspirado no mecanismo da mutação que ocorre na natureza. Os resultados iniciais desta técnica, a qual denominaram estratégias evolutivas (EE), foram apresentadas ao Instituto de Hidrodinâmica da sua universidade em 12 de junho de 1964 [RECHENBERG 1964].

Esta técnica tão simples deu lugar a resultados inesperadamente bons para os problemas em questão.

Embora os primeiros fundamentos teóricos das estratégias evolutivas dois membros (a versão mais simples) se esboçaram na tese de doutorado de Ingo Rechenberg [RECHENBERG 1971], não apenas a partir do livro de Schwefel [SCHWEFEL 1977] que a técnica chamou a atenção dos investigadores fora do mundo germânico.

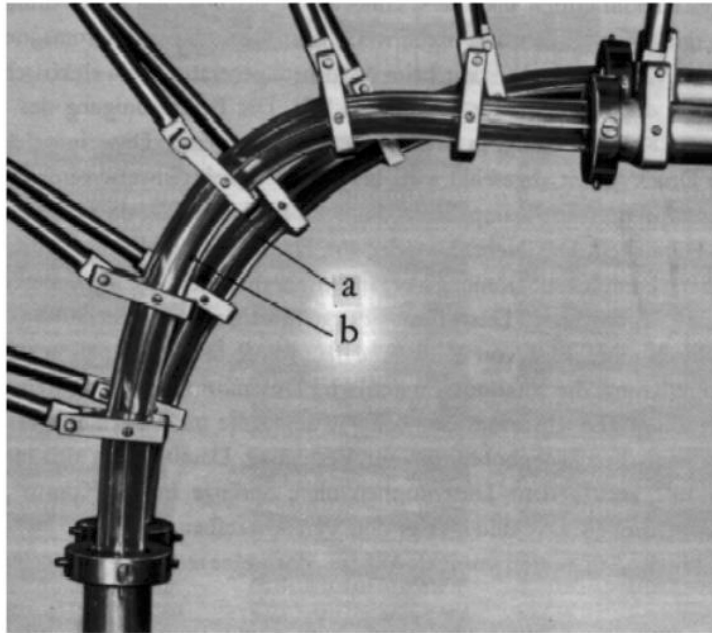


Figura 3.7 Problema de otimização da forma de um tubo de Rechenberg [RECHENBERG 1964].
(a) solução standard e (b) solução ótima.

3.3.1 Estratégias Evolutivas – dois-membros.

A versão original (1+1)-EE usava um só pai e com ele se gerava um só filho. Ambos os indivíduos são confrontados numa competição por sobrevivência, onde a seleção elimina a solução mais pobre.

Na (1+1)-EE, um indivíduo é representado como um par de vetores reais, ou seja, $v = (x, \sigma)$ e um indivíduo novo é gerado usando:

$$x^{t+1} = x^t + N(0, \sigma) \quad (3.3)$$

onde t se refere à geração (ou interação) na qual se encontra, e $N(0, \sigma)$ é um vetor de números gaussianos independentes com média zero e desvio padrão σ , parâmetro estratégico. O novo indivíduo x^{t+1} é aceito como um novo membro da população, substituindo ao seu pai, se e somente se tem um *fitness* melhor e satisfaz as restrições do problema. No caso de maximizar:

- Se $f(x^{t+1}) > f(x^t)$, então (x^{t+1}, σ) substitui (x^t, σ) ;

- Caso contrário, permanece o indivíduo original.

[RECHENBERG 1973], motivado pela ineficiência das EE com parâmetro estratégico constante, propôs a primeira técnica adaptativa de controle deste parâmetro, visando ajustar o desvio padrão (σ) de forma determinística durante o processo evolutivo, de tal maneira que o procedimento convergiria até o ótimo. Esta regra, conhecida como a “regra de sucesso 1/5”, diz:

“A razão entre mutações com sucesso e o total de mutações deve ser 1/5. Se é maior, então deve incrementar-se o desvio padrão. Se é menor, então deve diminuir-se.”

Formalmente:

$$\sigma^{t+1} = \begin{cases} c_i \sigma^t & \text{se } \varphi(k) > 1/5 \\ c_d \sigma^t & \text{se } \varphi(k) < 1/5 \\ \sigma^t & \text{se } \varphi(k) = 1/5 \end{cases} \quad (3.4)$$

Onde t é o número da geração, $\varphi(k)$ é a taxa de sucesso do operador de mutações durante as últimas k gerações. Nos experimentos de Schwefel [SCHWEFEL 1981] são utilizados os seguintes valores: $c_d = 0.82$ e $c_i = 1/0.82 = 1.22$.

A razão intuitiva por trás da regra de sucesso de 1/5 é o aumento da eficiência da busca: se bem sucedida, a busca continua com passos maiores; se não, o passo deve ser reduzido. Contudo, esta busca pode levar à convergência prematura para algumas classes de funções. Isto resultou em um aprimoramento do método através do aumento da população μ .

Rechenberg introduz o conceito de população, ao propor uma estratégia evolutiva chamada $(\mu + 1)$ -EE na qual μ pais geram um só filho, utilizando recombinação e mutação, substituindo o pior pai da população. Nunca foi completamente explorado por não possuir um modo razoável de controle de desvio padrão da mutação, como a regra de sucesso de 1/5 no caso da estratégia $(1+1)$.

Como solução para este problema, Schwefel introduz o uso de múltiplos filhos [Schwefel 1981], Ao invés de atualizar o desvio padrão σ de forma determinística através de uma função heurística, como dada na equação (3.3), seja implementada como parte da informação genética do indivíduo. As novas estratégias foram denominadas $(\mu + \lambda)$ -EE e (μ, λ) -EE e serão melhor abordadas a seguir.

3.3.2 Estratégias Evolutivas – Multi-membros

A utilização de múltiplos pais e filhos foi desenvolvida por Schwefel [SCHWEFEL 1981]. Neste tipo de estratégias, o tamanho da população de indivíduos é maior que 1 e denotada por μ . Além disto, ela apresenta outras características, tais como:

- Todos os indivíduos da população têm a mesma probabilidade de procriação.
- É incorporado o operador de recombinação, onde dois ou mais pais, após seleção aleatória, se combinam para produzir um filho. Existem várias formas de implementar a recombinação, sendo algumas revisadas mais adiante.
- Além de recombinação, os indivíduos são submetidos à mutação, de forma similar à estratégia (1+1)-EE.
- Os parâmetros σ , responsáveis pelo controle da mutação dos indivíduos, também são submetidos à evolução por formar parte da informação genética dos indivíduos (auto-adaptação).

As EE's multi-membros foram aperfeiçoadas tendo-se atualmente dois principais tipos, no que se refere a como realizam o processo de seleção: $(\mu + \lambda)$ -EE e (μ, λ) -EE.

$(\mu + \lambda)$ -EE, corresponde à extensão natural da estratégias $(\mu + 1)$ -EE; aqui, μ indivíduos produzem λ descendentes, gerando-se uma população temporária de $(\mu + \lambda)$ indivíduos, de onde são escolhidos os μ melhores indivíduos para a próxima geração.

(μ, λ) -EE onde, μ indivíduos produzem λ descendentes, sendo que a nova população de μ indivíduos é formada por apenas indivíduos selecionados do conjunto de λ descendentes. Assim, o período de vida de cada indivíduo é limitado a apenas uma geração. Este tipo de estratégias tem bom desempenho em problemas em que o ponto ótimo é função do tempo, ou onde a função é afetada por ruído[BACK & SCHWEFEL 1993].

Os operadores usados na seleção, $(\mu + \lambda)$ e (μ, λ) incorporam dois níveis de aprendizagem: Seu parâmetro de controle σ não é constante, nem alterado por algum algoritmo determinístico, mas é incorporado na estrutura dos indivíduos e sofre o processo da evolução.

Dado um indivíduo $v = (x, \sigma)$ da população, o indivíduo mutado $v^{t+1} = (x^{t+1}, \sigma^{t+1})$ é:

$$\sigma^{t+1} = \sigma^t \exp[N(0, \Delta\sigma)] \quad (3.5)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + N(0, \sigma^{t+1}) \quad (3.6)$$

onde $\Delta\sigma$ é um parâmetro do método.

3.3.3 Algoritmo Básico de Estratégia Evolutiva

A notação de um algoritmo básico de estratégia evolutiva é dado por $(\mu / \rho, ^+\lambda)$ -EE, onde μ é o número de pais (tamanho da população), λ número de filhos, ρ refere-se ao número de pais envolvidos na recombinação, e o “ $^+$ ” refere-se ao tipo de seleção utilizado.

Na figura 3.8, é apresentado o pseudocódigo de um algoritmo básico de estratégia evolutiva [BEYER & SCHWEFEL 2002]

O parâmetro μ corresponde à quantidade de indivíduos existentes na população de pais, denotada por \mathbf{P}_p^t . A partir dessa população de pais, ρ indivíduos são escolhidos aleatoriamente (\mathbf{P}_p^t), para a geração de filhos, denominado \mathbf{P}_f^t , que possui λ indivíduos. Feita a geração da população dos filhos, ocorre uma etapa de seleção para determinar os indivíduos que constituirão a população de pais da próxima geração. A geração de uma população de filhos é feita a partir de dois operadores evolutivos: recombinação e mutação.

Os filhos são avaliados e selecionados calculando-se os valores de seus respectivos *fitness*, levando o processo para melhores soluções. O valor do *fitness* é o próprio valor da função aplicada no vetor de atributos.

Procedure $(\mu / \rho, ^+\lambda)$ -EE

Begin

//começar em um tempo inicial

$t \rightarrow 0$;

//inicializar uma população e avaliar todos os indivíduos. (explicar theta)

inicialize \mathbf{P}_p^t ;

```

//testar o critério de parada (tempo, qualidade, etc.)
evalua  $\mathbf{P}_p^t$  (não condição de parada) faça
  repita  $\lambda$  vezes
    //selecionar  $\rho \geq 2$  pais aleatoriamente.
     $\mathbf{P}'^t_p$  = pré-seleção ( $\mathbf{P}_p^t, \rho$ );
    //recombinar os indivíduos.
     $\mathbf{P}_f^t$  = recombine  $\mathbf{P}'^t_p$ ;
    //mutar os novos indivíduos.
     $\mathbf{P}_f^t$  = Mute  $\mathbf{P}_f^t$ ;
    //avaliar os indivíduos gerados (filhos)
    avalie  $\mathbf{P}_f^t$ ;
  fim repita
  //selecionar os indivíduos para próxima geração
  Se ( $\mu, \lambda$ )-EE então
     $\mathbf{P}_p^{t+1}$  = seleção [ $\mathbf{P}_p^t, \mu$ ];
  Do contrario
     $\mathbf{P}_p^{t+1}$  = seleção [ $\mathbf{P}_p^t \cup \mathbf{P}_f^t(t), \mu$ ];
  fim
  t  $\rightarrow$  t+1;
fim
fim

```

Figura 3.8 Exemplo de um algoritmo genérico de EE.

3.3.4 Recombinação

Para as EE, os novos indivíduos são gerados através de dois operadores: mutação e recombinação. Em contraste com os AG's, o operador recombinação cria apenas um indivíduo.

Existem várias formas de realizar a recombinação, basicamente com ρ ($1 \leq \rho \leq \mu$) pais escolhidos da população \mathbf{P}_p^t com probabilidade uniforme. Logo, as características dos ρ pais são misturadas para criar o novo indivíduo.

Quando $\rho = 2$, a recombinação é chamada de *bi-sexual*. Se $\rho > 2$, é chamada de *multi-sexual*. Em particular, se $\rho = \mu$, a recombinação é chamada de *global* [BACK et al. 1996].

Existe uma variedade de modos para recombinar os vetores pais x de dimensão n , e desvio padrão σ de dimensão n_σ afim de criar um filho. Para classificação dos tipos de recombinação, são usados os vetores arbitrários b e b' , onde o primeiro pode ser um dos vetores que compõem um pai e b' representa um dos vetores que compõem um filho; $b_{k,i}$ denota o i -ésimo componente de um dos indivíduo pré-selecionados $k \in \{1, \dots, \rho\}$ dentro do conjunto de indivíduos escolhidos pelo operador recombinação.

Os tipos mais comuns de recombinação são:

- $\omega=0$: Nenhuma recombinação. Ocorre sempre que $\mu=1$ ou $\rho=1$. Neste caso é feita apenas a escolha aleatória de um indivíduo.
- $\omega=1$: Recombinação Intermediária Global, onde o i -ésimo componente do vetor descendente b' é a média de todos os pais:

$$b'_i = \frac{\sum_{k=1}^{\rho} b_{k,i}}{\rho} \quad (3.7)$$

- $\omega=2$: Recombinação Intermediária Local, que trabalha selecionando dois indivíduos dos ρ pais para cada componente do vetor descendente \vec{b}' , calculando a soma ponderada das componentes correspondentes desses pais:

$$\vec{b}' = \chi_i b_{k1,i} + (1 - \chi_i) b_{k2,i} \quad (3.8)$$

onde $\chi_i \sim U(0,1)$ ou $\chi_i = 1/2$, e $k1, k2 \sim U(1, \dots, \rho)$ para cada descendente, e $U(.)$ geração de número aleatório com distribuição uniforme.

- $\omega=3$: Recombinação Discreta Global, onde cada componente do vetor descendente é copiado do componente correspondente de um indivíduo selecionado aleatoriamente dos ρ pais: $b'_i = b_{k,i}$ onde $k \sim U(1, \dots, \rho)$ é calculado para cada i .

Para recombinação, em princípio, todas as possibilidades descritas nesta seção ($\omega \in \{0,1,2,3\}$) podem ser usadas. O operador recombinação modifica não apenas ao vetor de atributos, mas também os parâmetros da estratégia. Mais ainda, o operador pode diferir para os componentes x e σ . Assim, tem-se $\omega = (\omega_x, \omega_\sigma) \in \{0,1,2,3\}^2$ e $\rho = (\rho_x, \rho_\sigma) \in \{1, \dots, \mu\}^2$, onde

ω_x e ω_σ especificam o operador recombinação para o vetor de atributos, desvio padrões e ângulos de rotação, respectivamente; e ρ_x e ρ_σ são os números de pais potenciais envolvidos na recombinação do vetor de atributos, desvios padrões e ângulos de rotação, respectivamente.

3.3.5 Mutaç o

O foco dos pesquisadores de estrat gias evolutivas vem sendo os par metros estrat gicos que atuam no controle das muta  es dos par metros objetivos. De fato, a import ncia conferida aos par metros estrat gicos decorre justamente do papel fundamental dos operadores de muta  o nas estrat gias evolutivas.

Nas EEs, a muta  o   simplesmente adicionar um vetor aleat rio com distribui  o normal z ao vetor de atributos.

$$x^{t+1} = x^t + z \quad (3.9)$$

onde $x \in \Re^n$ e as muta  es mais comuns s o:

- Muta  o Global: muta  o padr o com um desvio padr o simples.

$$z = \sigma N(0, I) \quad (3.10)$$

onde σ   o desvio padr o de uma distribui  o normal e I a matriz identidade. Tem-se que, dado um ponto, os lugares geom tricos equiprov veis dos filhos sejam hiper-esferas com dimens o n (Figura 3.9(a)).

- Muta  o Local: muta  o padr o com desvios padr es individuais $\sigma_1, \dots, \sigma_n$ controlando as muta  es dos elementos correspondentes do vetor de atributos individualmente.

$$z_i = \sigma_i^{t+1} N(0, 1), i=1, \dots, n \quad (3.11)$$

As regi es de igual probabilidade s o hiper-elipses de dimens o n com raios paralelos, respectivamente, aos diferentes eixos coordenados do espa o de busca (Figura 3.9 (b)).

- Muta  o Correlacionada: muta  o com uma matriz completa de covari ncias para cada indiv duo.

$$z = N(0, C) \quad (3.12)$$

Esta muta  o proporciona a rota  o das hiper-elipses em qualquer dimens o do espa o n -dimensional, conforme mostra a Figura 3.9 (c).

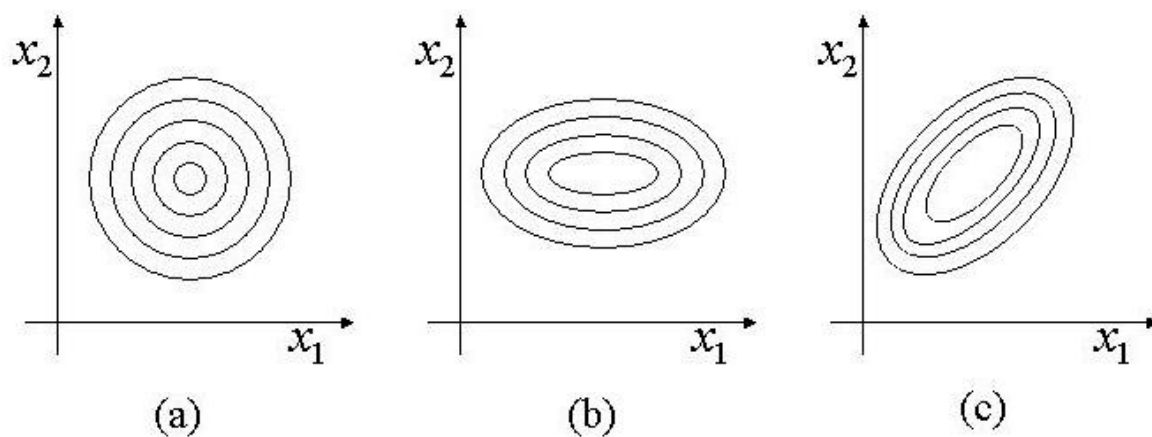


Figura 3.9 Regiões equiprováveis para os filhos nas seguintes situações:
 apenas com parâmetro estratégico global (a), com parâmetros
 estratégicos locais (b) e com parâmetros estratégicos locais
 correlacionados (c).

A quantidade de parâmetros das estratégias associados a um indivíduo deve ser estipulada pelo usuário da estratégia evolutiva, dependendo de sua sensibilidade sobre o grau de liberdade requerido pela topologia da função objetivo. Como uma regra geral, quanto maior o número de parâmetros de estratégias, mais robusta ela se torna para busca global, mas maior se torna o esforço computacional.

3.3.6 Muta  o Correlacionada

A primeira tentativa para diminuir a velocidade de converg  ncia foi desenvolver a t  cnica de auto-adapta  o para as EE, a regra de sucesso 1/5 de Rechenberg, como foi apresentada na se  o (3.3.1),

As limita  es da regra de sucesso 1/5 motivaram uma nova estrat  gia de adapta  o dos par  metros estrat  gicos. Os pesquisadores vislumbraram a seguinte possibilidade: Por que n  o inserir (explicitamente) os par  metros estrat  gicos no processo de evolu  o? De fato a regra-1/5 evolu  a, de certa forma, esses par  metros, por  m, esta “evolu  o” n  o sofre os efeitos de muta  o caracter  sticos das ES.

Schwefel modificou o operador de mutação para que fuera capaz de realizar mutações correlacionadas, o qual agregou uma variável a mais, o ângulo θ . Uma mutação correlacionada se obtém fazendo girar uma mutação local um ângulo θ . Agora a evolução dos parâmetros estratégicos evoluem da seguinte forma:

$$\sigma_i^{t+1} = \sigma_i^t \exp[\tau' N(0,1) + \tau N_i(0,1)] \quad (3.13)$$

$$\theta_j^{t+1} = \theta_j^t + \beta N_j(0,1) \quad (3.14)$$

$$x^{t+1} = x^t + N(0, C(\sigma^{t+1}, \theta^{t+1})) \quad (3.15)$$

onde $N(0, C(\sigma^{t+1}, \theta^{t+1}))$ representa um vetor de mutação correlacionada e β um fator de escala para atualização dos ângulos de rotação, $\beta = 0.0873$ (5°).

Assumindo que uma matriz é simétrica e definida positiva se e somente se ela puder ser decomposta da seguinte forma [BACK et al. 2000].

$$C = (ST)^T ST \quad (3.16)$$

onde S é uma matriz diagonal com elementos positivos:

$$S = \begin{bmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \sigma_N \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

e T é a composição de matrizes rotacionais :

$$T = \prod_{i=1}^{N-1} \prod_{j=i+1}^N R_{ij}(\theta_k) \quad (3.18)$$

as matrizes R são caracterizadas por apresentarem $r_{ii} = r_{jj} = \cos \theta$, $r_{ij} = -r_{ji} = -\sin \theta$, com ângulos $\theta_k \in (0, 2\pi]$.

Os $n_\theta = n(n-1)/2$ ângulos de rotação e n desvios padrões arbitrários podem ser diretamente utilizados para gerar o vetor atualizado x^{t+1} da seguinte forma:

$$x^{t+1} = x^t + T'(\theta^{t+1}) \cdot S'(\sigma^{t+1}) \cdot N(0,1) \quad (3.19)$$

onde $N(0,1)$ é um vetor de distribuição normal.

3.3.7 Seleção

Após a geração dos novos λ filhos, é feita uma seleção completamente determinística, escolhendo os μ melhores indivíduos do conjunto de λ filhos - seleção (μ, λ) , ou da união de pais e filhos – seleção $(\mu + \lambda)$.

Deve-se observar que o primeiro mecanismo permite que os melhores membros da população na geração $t+1$ possuam desempenho pior que o melhor indivíduo da geração t , isto é, o método não é elitista, permitindo então a estratégia aceitar temporariamente deteriorações que podem ajudar a deixar a região de atração de um ótimo local e alcançar um ótimo melhor. Já a estratégia $(\mu + \lambda)$ é elitista, selecionando os μ sobreviventes da união de pais e filhos.

3.4 Auto-adaptação de Matriz de Covariança

Dois pesquisadores alemães, Hansen e Ostermeier [HANSEN & OSTERMEIER 2001], com a finalidade de obter um direcionamento ainda maior de busca, desenvolveram uma técnica determinística para a auto-adaptação da matriz de covariança, parâmetros estratégicos, conhecido como $(\mu / \mu, \lambda)$ -CMA-ES (Evolution Strategy with Covariance Matrix Adaptation).

Os parâmetros estratégicos são atualizados *on-line*, o qual desenvolve conceitos importantes, em particular, a idéia de *não aleatoriedade*, no sentido que a distribuição da mutação é alterada de maneira determinística, ao contrario das mutações descritas na seção 3.2.5.

Outro conceito importante é a *acumulação* onde, com a finalidade de aproveitar a informação das gerações passadas mais eficientemente, se realiza uma busca nos parâmetros estratégicos bem-sucedidas das gerações passadas, para formar a nova distribuição das mutações.

O mecanismo de adaptação do CMA-ES consiste em atualizar os parâmetros estratégicos em duas parte: (i) a adaptação da matriz de covariância $\mathbf{C}^{(g)}$, e (ii) a adaptação do tamanho do passo global $\sigma^{(g)}$.

A geração do filho é feita da seguinte forma:

$$x_k^{(g+1)} = z_k, \quad z_k = N\left(\langle x \rangle_{\mu}^{(g)}, \sigma^{(g)}, \mathbf{C}^{(g)}\right), k = 1, \dots, \lambda \quad (3.20)$$

onde $\langle x \rangle_{\mu}^{(g)} = \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^{\mu} x_i^{(g)}$, é o indivíduo médio gerado pelo operador de recombinação intermediária global (seção 3.2.4). $N(.)$ representa a mutação correlacionada que está em função de $\sigma^{(g)}$ e $C^{(g)}$.

A matriz de covariância $C^{(g)}$ é adaptada pelo *caminho da evolução* $p_c^{(g+1)}$, levando em consideração o efeito das mudanças anteriores do vetor de atributos na direção do movimento atual no espaço de busca. O caminho da evolução e a matriz de covariância são calculados por:

$$p_c^{(g+1)} = (1 - c_c) \cdot p_c^{(g)} + \sqrt{c_c(2 - c_c)} \cdot \frac{\sqrt{\mu}}{\sigma^{(g)}} \left(\langle x \rangle_{\mu}^{(g+1)} - \langle x \rangle_{\mu}^{(g)} \right) \quad (3.21)$$

$$C^{(g+1)} = (1 - c_{cov}) \cdot C^{(g)} + c_{cov} \left(\frac{1}{\mu} p_c^{(g+1)} \left(p_c^{(g+1)} \right)^T + \left(1 - \frac{1}{\mu} \right) \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^{\mu} \frac{1}{\sigma^{(g)^2}} \left(x_i^{(g+1)} - \langle x \rangle_i^{(g)} \right) \left(x_i^{(g+1)} - \langle x \rangle_i^{(g)} \right)^T \right) \quad (3.22)$$

O parâmetro de estratégia $c_{cov} \in [0,1[$ determina a taxa de adaptação da matriz $C^{(g)}$.

A adaptação do tamanho de passo $\sigma^{(g)}$ está baseada no *caminho da evolução conjugado* $p_{\sigma}^{(g+1)}$:

$$p_{\sigma}^{(g+1)} = (1 - c_{\sigma}) \cdot p_{\sigma}^{(g)} + \sqrt{c_{\sigma}(2 - c_{\sigma})} \cdot B^{(g)} \left(D^{(g)} \right)^{-1} \left(B^{(g)} \right)^{-1} \frac{\sqrt{\mu}}{\sigma^{(g)}} \left(\langle x \rangle_{\mu}^{(g+1)} - \langle x \rangle_{\mu}^{(g)} \right) \quad (3.23)$$

As matrizes $B^{(g)}$ e $D^{(g)}$ são obtidas através do principal componente da análise:

$$C^{(g)} = B^{(g)} \left(D^{(g)} \right)^2 \left(B^{(g)} \right)^T \quad (3.24)$$

onde as colunas do $B^{(g)}$ são os autovetores de $C^{(g)}$ e $D^{(g)}$ é uma matriz diagonal das raízes quadradas dos autovalores de $C^{(g)}$. O tamanho de passo global $\sigma^{(g)}$ é determinado como:

$$\sigma^{(g+1)} = \sigma^{(g)} \cdot \exp \left(\frac{c_\sigma}{d} \left(\frac{\|p_\sigma^{(g+1)}\|}{E(\|N(0, I)\|)} - 1 \right) \right) \quad (3.25)$$

os parâmetros c_σ e c_{cov} controlam independentemente as escalas de tempo da adaptação para o tamanho de passo global e a matriz de covariância.

$$c_c = \frac{4}{n+4}, \quad c_\sigma = \frac{10}{n+20}, \quad d = \max \left(1, \frac{3\mu}{n+10} \right) + c_\sigma, \quad (3.26)$$

$$c_{\text{cov}} = \frac{1}{\mu} \frac{2}{(n+\sqrt{2})^2} + \left(1 - \frac{1}{\mu} \right) \min \left(1, \frac{2\mu-1}{(n+2)^2 + \mu} \right) \quad (3.27)$$

Parâmetros de estratégias no trabalho de [HANSEN & OSTERMEIER 2001] foram :

- Indivíduo: $v = (x, \sigma, \mathbf{C})$, sendo $x \in \Re^n$, desvio padrão $\sigma > 0$ e a matriz de covariância $\mathbf{C} \in \Re^{n \times n}$
- Recombinação: Intermediária global com peso $\langle x \rangle_\mu^{(g)} \in \Re^n$, onde

$$\langle x \rangle_\mu^{(g)} = \sum_{i=1}^{\mu} w_i x_i^{(g)}, \quad \sum_{i=1}^{\mu} w_i = 1, \quad w_i > 0 \quad (3.28)$$

$$w_i = \text{const.} (\ln(\mu+1) - \ln i) > 0 \quad \forall i = 1, \dots, \mu \quad (3.29)$$

- Número da população:

$$\lambda = 4 + \lfloor 3 \cdot \ln n \rfloor, \quad \mu = \lfloor \lambda / 2 \rfloor \quad (3.30)$$

A estratégia CMA-ES supera os problemas típicos que são associados freqüentemente com os algoritmos evolutivos [HANSEN 2004]:

1. Baixo desempenho para problemas altamente não-separáveis. A equação (3.22) adapta a distribuição de busca para problemas não-separáveis.
2. A necessidade de usar populações grandes. A taxa c_{cov} na equação (3.22) faz com que o desempenho seja confiável mesmo com populações pequenas, como por exemplo $\lambda=10$.
3. Convergência prematura da população. O controle de tamanho de passo em (3.24) impede que a convergência seja prematura, mas não impede que o final da busca fique num mínimo local.

Capítulo 4

Aplicação das estratégias evolutivas no planejamento energético da operação

Neste Capítulo, é apresentada a metodologia empregada na solução do problema de Planejamento Energético da Operação, sendo definida a forma como o algoritmo foi implementado e descritas as particularidades e as adaptações para a solução do problema específico.

4.1 Procedimento Adotado

O procedimento adotado para as estratégias evolutivas ao Planejamento Energético da Operação é resumida nos seguintes passos:

1. Uma população inicial de pais, μ indivíduos, factíveis é criada com comprimento igual ao horizonte T ;
2. Da população de pais é gerado um indivíduo-médio através da recombinação intermediária global.
3. Com base neste indivíduo-médio é aplicado o operador de mutação gerando a população de λ filhos.
4. Os filhos são avaliados.
5. Os μ pais são escolhidos dependendo da seleção adotada ((μ, λ) -EE ou $(\mu + \lambda)$ -EE).
6. Se o critério de parada não foi atingido então voltar ao passo 2.

Os parâmetros de entrada e de saída são:

- Variáveis de entrada: T, x_0, y_1, \dots, y_T
- Variáveis de saída : $u_1, \dots, u_T, x_1, \dots, x_T$.

Os parâmetros de entrada, T o horizonte do planejamento, x_0 o vetor de volumes iniciais dos reservatórios, e y_1, \dots, y_T vetores de vazões afluentes. O resultante deste algoritmo é o vetor de decisões tomadas (vazões de defluência) e o vetor de volumes dos reservatórios, estando relacionadas pela equação 2.14.

A seguir detalha-se os principais componentes das estratégias evolutivas aplicados a este problema.

4.2 Adaptação das Estratégias Evolutivas

Para o desenvolvimento e aplicação do algoritmo proposto para a solução do problema do Planejamento Energético da operação foi necessário uma preparação e adaptação das Estratégias Evolutivas originais.

4.2.1 Representação

A representação em ponto flutuante mostrou-se mais adequada, por preservar a noção de vizinhança na aplicação do operador de mutação. Além disso, como apontado por [MICHALEWICZ1996], esse tipo de codificação acelera o processo de evolução, é mais consistente de geração a geração e fornece uma melhor precisão, especialmente junto a problemas que requerem representação através de vetores de caracteres muito extensos.

O problema de Planejamento Energético da Operação é um problema que envolve várias usinas, em cascata ou não. Para uma melhor representação dos indivíduos procede-se à representação matricial, fazendo que o conjunto de indivíduos, a população, seja uma matriz tridimensional, como pode visualizar-se na Figura 4.1.

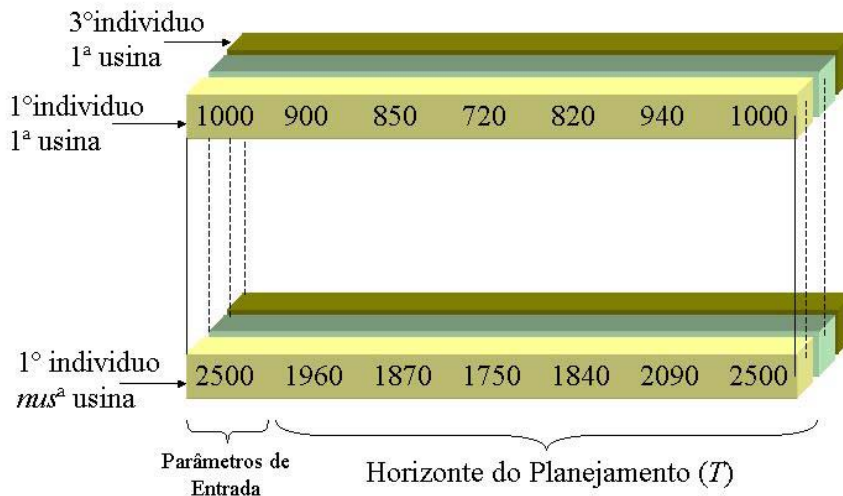


Figura 4.1 Representação da População.

Cada indivíduo tem dimensão $nus \times T + 1$, onde nus é o número total de usinas envolvidas num estudo em questão e T é o horizonte do planejamento.

A dimensão do espaço de busca é \Re^n , onde n é o número de elementos que vão evoluir ao longo do processo. Os valores da primeira coluna são dados de entrada, então não são considerados como variáveis, ficando $n = nus \times T$.

Neste problema cada elemento do indivíduo poderia ser representado tanto pelo volume do reservatório como pela vazão defluente da usina, devido à existência da relação entre as duas variáveis dada pela equação 2.14. Neste trabalho, optou-se por representar cada elemento do indivíduo, gen, $x_{i,t}$ pelo volume do reservatório da usina i no intervalo de tempo t , uma vez que essa variável tem um espaço de busca mais reduzido do que a vazão defluente, que praticamente não tem limite superior.

Foram implementadas três representações dos genes dos indivíduos:

- Absoluta: $x_{i,t}$ representa os volumes reais $x_{real\ i,t}$ no reservatório da usina i no tempo t em $[hm^3]$, ou seja:

$$x_{real\ i,t} = x_{i,t}$$

O domínio do espaço de busca nesta representação é $x_{i,t} \in [\underline{x}_i, \bar{x}_i]$.

- Porcentagem: $x_{i,t}$ representa a porcentagem do volume útil, sendo o volume real $x_{real\ i,t}$ do reservatório da usina i no tempo t dado por:

$$x_{real\ i,t} = \underline{x}_i + x_{util\ i} \cdot x_{i,t}$$

O domínio do espaço de busca nesta representação é $x_{i,t} \in [0,1]$.

- Relativa: $x_{i,t}$ representa valores relativos com referência ao intervalo de tempo anterior, sendo o volume real $x_{real\ i,t}$ do reservatório da usina i no tempo t dado por:

$$x_{real\ i,t} = x_{real\ i,t-1} + x_{i,t}$$

sendo dado inicial $x_{real\ i,0}$. O domínio do espaço de busca é $x_{i,t} \in [-x_{util\ i}, x_{util\ i}]$.

Na figura 4.3 apresenta-se um exemplo onde um mesmo indivíduo, constituído por 3 usinas ao longo de 6 meses de horizonte, é representado nos três tipos de representação de genes.

1.000	900	850	720	820	940	1.000
2.250	2.010	1.867	1.721	1.866	1.934	2.250
1.780	1.540	1.397	1.277	1.403	1.610	1.780

Representação dos Genes
em valores absolutos

1,000	0,953	0,850	0,705	0,852	0,932	1,000
1,000	0,920	0,791	0,690	0,840	0,945	1,000
1,000	0,800	0,690	0,597	0,902	0,980	1,000

Representação dos Genes
em percentagem de volume útil

1.000	-100	-50	-130	+100	+120	+60
2.250	-240	-143	-146	+145	+68	+313
1.780	-240	-143	-120	+126	+207	+170

Representação dos Genes
em valores relativos ao
intervalo de tempo anterior

Figura 4.2 Representação de Genes.

Definida a representação dos indivíduos para o problema, o próximo passo será a definição da população inicial.

4.2.2 População Inicial

Algoritmos evolutivos, em geral, gera uma população inicial de forma aleatória. Mas é possível aproveitar o conhecimento prévio do problema para a geração da população inicial. A seguir são apresentadas as gerações de populações iniciais implementadas neste trabalho:

- Solução Aleatória: Os valores de volume de cada usina são calculados aleatoriamente para todos os intervalos do horizonte de estudo. Uma solução que pode ser factível e infactível.
- Solução Fio d'água: Os valores de volume de cada usina são igualados a 100% do respectivo volume máximo do reservatório para todos os intervalos do horizonte do estudo. Uma solução inicial factível.
- Solução Afluência média: Os valores da defluência de cada usina são igualados à media aritmética de todas as vazões afluentes que chegam ao reservatório no horizonte de estudo. Uma solução inicial factível.
- Solução Ótima fornecida pelo programa HydroMax [CICOGNA 2003]. Os valores de volume de cada usina são fornecidos por um algoritmo de programação não linear baseado em fluxos em redes. Uma solução inicial factível.

4.2.3 Função de Avaliação

No caso do Planejamento Energético da Operação, a função de avaliação, *fitness*, será o custo operativo no período de planejamento em conjunto com a adaptação do indivíduo factível.

Para problemas não convexos, restringir o acesso a regiões infactíveis, que poderiam funcionar como ‘corredores’ a regiões factíveis, poderia não dar bons resultados. Dessa forma, se considerou também implementar indivíduos infactíveis com a finalidade de melhorar esses indivíduos no lugar de rejeita-los.

O *fitness* para cada indivíduo infactível será o custo operativo avaliado no ponto infactível mais uma função de penalização $P(x,u)$. A penalidade mede quanto o indivíduo dado é infactível, ou seja, quão longe ele está da região factível.

$$P(x,u) = \alpha(A(x_i)) + \beta(B(u_i))$$

$$A(x_i) = \begin{cases} \|x_i - \underline{x}\| & \text{Se } x_i < \underline{x} \\ \|x_i - \bar{x}\| & \text{Se } x_i > \bar{x} \\ 0 & \text{do Contrario} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$B(u_i) = \begin{cases} \|u_i - \underline{u}\| & \text{Se } u_i < \underline{u} \\ \|u_i - \bar{u}\| & \text{Se } u_i > \bar{u} \\ 0 & \text{do Contrario} \end{cases}$$

As parcelas são os desvios da solução; a primeira é o desvio do volume do reservatório com relação aos seus limites e a segunda parcela é desvio a vazão defluente com referência a seus limites, respectivamente. As constantes α e β recebem valores de modo a garantir que o *fitness* das soluções infactíveis sejam sempre piores que o *fitness* de qualquer solução factível.

4.2.4 Operador de Seleção

Foram implementados os dois tipos de seleção, as (μ, λ) -EE e $(\mu + \lambda)$ -EE, apresentados na Seção 3.3.6.

4.2.5 Operador de Recombinação

Neste trabalho, após exaustivos testes de desempenho, foi considerada a recombinação intermediária global com peso baseado nos resultados obtidos no trabalho de [HANSEN & OSTERMEIER 2001]. Deste trabalho foi também adotado o tamanho da população de pais e filhos.

Por exemplo, se o sistema a se estudar é formado por uma só usina hidrelétrica e o horizonte é de 24 meses, então os tamanhos das populações serão (equação (3.29)) :

$$n=24, \quad \lambda=6, \quad \mu=13,$$

e o cálculo dos pesos para a recombinação (equação (3.28)):

$$w=[0.38 \quad 0.25 \quad 0.17 \quad 0.11 \quad 0.065 \quad 0.025].$$

Cabe ressaltar que este mecanismo de recombinação faz com que os novos filhos tenham maiores e menores características dos melhores e piores pais respectivamente. Ou seja, no exemplo, o filho gerado terá um 38% de características do melhor pai, 25% do segundo, e assim até chegar ao pior pai onde vai representar só uns 0.025 %.

4.2.6 Operador de Mutação

Foram implementados 4 tipos de mutações apresentados na seção 3.3 e 3.4:

- Mutação Global;
- Mutação Local;
- Mutação Correlacionada;
- CMA-ES.

4.2.7 Critério de Parada

Neste trabalho, o algoritmo atinge o critério de parada quando não ocorre melhora significativa na solução durante um dado número de gerações, k .

4.3 Configuração de melhor desempenho

Após apresentar todos os componentes adotados nas estratégias evolutivas, o passo seguinte é encontrar uma boa configuração no que diz respeito ao desempenho e qualidade da solução do problema de Planejamento Energético da Operação.

A tabela 4.1 mostra o resumo dos componentes implementados neste trabalho.

Mutação	Representação	População Inicial	Estrategia	Seleção
Global	Absoluta	Fio d'água	(λ, μ) -EE	Só factíveis
Local	Porcentagem	Aleatória	$(\lambda + \mu)$ -EE	Infactíveis com penalização
Correlacionada	Relativa	Afluência media		
CMA		Ótimo PNL		

Tabela 4.1 Componentes implementados.

Para escolher a melhor configuração na resolução do problema apontado, foram testadas as 192 combinações de configurações possíveis e para analisar sua viabilidade, cada teste foi repetido 15 vezes com a finalidade de obter valores estatísticos significativos.

Para fines de comparação, sómente sera considerado o custo da operação da solução da PNL. O tempo computacional foi desconsiderado por ter uma convergencia rapida em todos os casos estudados.

4.3.1 Usina Isolada

Em uma primeira instância, estas configurações foram testadas considerando um estudo de caso composto por uma só usina hidrelétrica com uma usina hidretérmica. Neste caso particular foi considerada a usina Furnas situada no rio Grande. A hidrologia considerada foi a MLT (Média de Longo Termo), o volume do reservatório inicial a 100% do volume útil e o volume

final sem restrições, um horizonte de planejamento de 12 meses e a demanda igual a potência instalada da usina.

A seguir, mostram-se as 31 configurações que apresentaram melhores desempenhos em termos de tempo computacional para a mesma qualidade de solução. Os valores de tempo e de custo de operação são valores que representam a média aritmética dos testes com a mesma configuração. Também é apresentado o número de variáveis envolvidos no processo de evolução dependendo do tipo de mutação.

Neste caso, o custo de operação da solução da PNL é de 1.974.753.

Mutação	Representação	População Inicial	Seleção	Admissão	Tempo [seg]	Custo de Operação	N. Variáveis
Global	Relativa	Afl.média	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	4,16	1.990.978	153
Global	Relativa	Afl.média	(5,11)-EE	Só factíveis	4,25	1.987.215	153
Global	Relativa	Afl.média	(5+11)-EE	Só factíveis	6,03	1.982.134	208
Global	Relativa	Aleatória	(5+11)-EE	Só factíveis	6,40	2.029.305	208
Global	Relativa	Afl.média	(5+11)-EE	Infactíveis c/penalização	6,44	1.987.721	208
Global	Relativa	fio d'água	(5+11)-EE	Só factíveis	6,44	1.999.345	208
CMA	Absoluta	Aleatória	(5,11)-EE	Só factíveis	10,43	1.974.763	22464
CMA	Relativa	Afl.média	(5,11)-EE	Só factíveis	10,86	1.974.840	22464
CMA	Relativa	Aleatória	(5,11)-EE	Só factíveis	11,49	1.974.822	22464
CMA	Absoluta	Afl.média	(5,11)-EE	Só factíveis	11,56	1.974.797	22464
CMA	Absoluta	Afl.média	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	12,46	1.974.813	22464
CMA	Relativa	Afl.média	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	12,90	1.974.787	22464
CMA	Relativa	Fio d'água	(5,11)-EE	Só factíveis	14,09	1.974.780	22464
Local	Relativa	Afl.média	(5,11)-EE	Só factíveis	14,12	1.975.564	288
CMA	Absoluta	fio d'água	(5,11)-EE	Só factíveis	14,25	1.974.803	22464
CMA	Relativa	fio d'água	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	16,05	1.974.779	22464
Local	Relativa	Aleatória	(5,11)-EE	Só factíveis	16,25	1.976.321	288
CMA	Relativa	Aleatória	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	16,44	1.974.785	224642
Local	Relativa	fio d'água	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	16,94	1.976.327	288
Local	Relativa	Aleatória	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	17,27	1.975.817	288
Local	Relativa	fio d'água	(5,11)-EE	Só factíveis	17,31	1.976.195	288
CMA	Porcentagem	fio d'água	(5,11)-EE	Só factíveis	17,44	1.974.843	22464 .
Local	Relativa	Afl.média	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	17,62	1.976.790	288

CMA	Porcentagem	Aleatória	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	24,82	1.974.937	22464 .
CMA	Porcentagem	fio d'água	(5,11)-EE	infactíveis c/penalização	25,96	1.974.874	22464
CMA	Porcentagem	Afl.média	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	26,42	1.974.774	22464
CMA	Porcentagem	Aleatória	(5,11)-EE	Só factíveis	27,50	1.974.799	22464
CMA	Porcentagem	Afl.média	(5,11)-EE	Só factíveis	30,50	1.974.949	22464
COR	Relativa	Afl.média	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	43,62	1.984.005	41472
COR	Relativa	Aleatória	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	50,42	1.984.898	41472
COR	Relativa	fio d'água	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	55,32	1.990.940	41472

Tabela 4.2 Configurações com os melhores resultados enquanto a tempo computacional.

Foram desconsideradas, nesses resultados, as configurações com populações iniciais iguais a solução ótima do PNL, que serão analisadas posteriormente com a finalidade de mostrar quais configurações tem a propriedade de robustez, sem ter conhecimento nenhum da solução ótima do problema.

Pode-se observar que a mutação de mais rápida convergência para a solução ótima é a mutação global. A mutação CMA é a segunda mais rápida das mutações implementadas e também é a mais exata, ou seja, obtém os menores valores do custo de operação. A mutação correlacionada não teve bom desempenho para o problema em questão.

Quanto à representação, teve maior destaque a representação relativa; e as população inicial, os gerados em função a vazão afluenta média.

No operador de seleção, quem tiveram maior sucesso foram as configurações das estratégias (μ, λ) -EE por sua propriedade de exploração.

A combinação de configurações que utiliza a mutação global, junto com a representação relativa e a população inicial como afluência média tem um ótimo desempenho para a solução do problema considerando uma usina, Por isso, optou-se por esta configuração para os estudos de caso de usinas isoladas.

Nas configurações com a população inicial a partir da solução ótima do PNL destacam-se as configurações de estratégias com admissão de soluções infactíveis, que permite explorar a vizinhança da solução ótima do PNL.

As combinações de configurações que apresentam bons desempenhos são as que utilizaram a mutação global, a seleção (μ, λ) -EE e as que permitem admissão de indivíduos infactíveis.

O tempo computacional necessário para convergir nas configurações tendo o ponto de partida a solução do PNL, é menor das configurações que tem outros tipos de geração da população inicial.

A seguir, na Tabela 4.3, apresenta-se as melhores configurações que utilizam a solução inicial do PNL como ponto de partida para o algoritmo proposto.

4.3.2 Cascata de Usinas

As mesmas baterias de testes implementadas no caso anterior foram feitas para um estudo de cascatas de usinas. A cascata em questão contém as usinas Furnas, Emborcação e Ilha Solteira. A hidrologia considerada foi a MLT (Média de Longo Termo), o volume do reservatório inicial e final foi igual a 100% do volume útil, um horizonte de planejamento de 12 meses e a demanda igual a soma das potências instaladas de cada usina.

Neste caso os resultados obtidos foram muito diferente ao caso anterior. As configurações que utilizavam a mutação CMA conseguiram convergir à solução ótima. As configurações com os outros tipos de mutação convergiram a outra solução de baixa qualidade (custo de operação elevado).

Levando em consideração esses resultados e com o intuito de explorar mas a mutação global neste estudo de caso, procedeu-se a implementar um novo tipo de mutação que foi chamada *mutação global por usinas*. Este tipo de mutação consiste em, ao invés de ter somente um desvio padrão por indivíduo, ou seja, um desvio padrão para cada indivíduo que contém *nus* usinas, implementar *nus* desvios padrões por indivíduo, sendo :

$$\sigma_i^{t+1} = \sigma_i^t \exp[\tau_0 N(0,1)] \quad (4.1)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \sigma_i^{t+1} N(0,1) \quad (4.2)$$

onde σ_i^t é o desvio padrão pertencente a usina i no intervalo de tempo t .

Mutação	Representação	População Inicial	Seleção	Admissão	Tempo [seg]	Custo da Operação	N.Var.
Global	Porcentagem	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	2,38	1.997.368	153
Global	Relativa	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Só factíveis	4,49	1.986.194	153
Global	Porcentagem	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Infactíveis c/penalização	5,08	1.992.597	208
Global	Relativa	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	5,12	1.986.953	208
Global	Absoluta	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	5,47	2.003.297	153
Global	Relativa	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Infactíveis c/penalização	6,06	1.981.459	208
Global	Relativa	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Só factíveis	6,41	1.984.231	208
Local	Porcentagem	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Só factíveis	7,48	1.993.480	408
Global	Absoluta	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Infactíveis c/penalização	7,65	1.996.557	208
Local	Porcentagem	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	8,33	1.990.231	288
Local	Porcentagem	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Infactíveis c/penalização	8,67	1.995.370	408
Local	Absoluta	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	10,24	1.993.551	288
CMA	Relativa	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Só factíveis	10,75	1.975.063	22464
Local	Absoluta	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Só factíveis	11,04	2.000.332	408
CMA	Absoluta	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Só factíveis	11,07	1.974.793	22464
CMA	Relativa	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Só factíveis	11,81	2.006.215	29952
Local	Relativa	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Só factíveis	12,13	1.975.688	288
Local	Relativa	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	12,51	1.976.011	288
CMA	Absoluta	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	13,00	1.975.582	22464
Local	Relativa	Ótimo PNL	(5+11)-EE	Só factíveis	14,34	1.983.860	408
CMA	Relativa	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	20,88	1.975.631	22464
COR	Relativa	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	28,89	1.977.720	41472
CMA	Porcentagem	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	29,92	1.974.751	22464
COR	Porcentagem	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	32,09	1.986.710	41472
CMA	Porcentagem	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Só factíveis	35,75	1.975.809	22464
COR	Absolutos	Ótimo PNL	(5,11)-EE	Infactíveis c/penalização	37,13	1.986.868	41472

Tabela 4.3 Configurações com os melhores resultados enquanto a tempo computacional utilizando população inicial a solução do PNL.

A seguir, na tabela 4.4, apresenta-se as configurações que tiveram melhores desempenhos com o estudo em questão.

Mutação	Representação	População	Seleção	Admissão	Tempo [seg]	Custo de Operação	Nro variavel
Global/usinas	Absoluta	Ótimo PNL	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	44,28	206.135.935	585
Global/usinas	Relativa	Ótimo PNL	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	54,02	206.135.893	585
Global/usinas	Relativa	Ótimo PNL	(7,14)-EE	só factíveis	219,99	206.198.707	585
CMA	Absoluta	Ótimo PNL	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	235,77	206.139.660	79920
CMA	Relativa	Fio d'água	(7,14)-EE	só factíveis	257,26	206.135.866	79920
CMA	Relativa	Afl.média	(7,14)-EE	só factíveis	279,35	206.135.781	79920
CMA	Relativa	Ótimo PNL	(7,14)-EE	só factíveis	316,46	206.137.074	79920
CMA	Relativa	Aleatória	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	331,22	206.138.911	79920
CMA	Porcentagem	Fio d'água	(7,14)-EE	só factíveis	336,77	206.135.595	79920
CMA	Absoluta	Fio d'água	(7,14)-EE	só factíveis	353,35	206.137.084	79920
CMA	Relativa	Afl.média	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	360,95	206.138.059	79920
CMA	Absoluta	Afl.média	(7,14)-EE	só factíveis	364,42	206.136.054	79920
CMA	Porcentagem	Afl.média	(7,14)-EE	só factíveis	424,34	206.136.208	79920
CMA	Absoluta	Aleatória	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	438,02	206.137.674	79920
CMA	Porcentagem	Ótimo PNL	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	485,61	206.139.845	79920
CMA	Absoluta	Fio d'água	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	515,56	206.139.406	79920
CMA	Porcentagem	Aleatória	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	660,01	206.138.540	79920
CMA	Porcentagem	Afl.média	(7,14)-EE	Infactíveis c/penalização	690,08	206.139.009	79920

Tabela 4.4 Configurações com os melhores resultados enquanto a tempo computacional utilizando em estudo em cascatas.

Depois implementado o novo tipo de mutação, global por usinas, o desempenho das configurações que utilizam essa mutação apresentaram reduzido o tempo computacional somente quando é utilizado a geração da população inicial baseado na solução ótima fornecida pelo PNL.

Nos outros casos, o tipo de mutação CMA é uma opção muito poderosa quando não se tem um conhecimento prévio da solução do problema.

Capítulo 5

Resultados

Este capítulo apresenta a análise dos resultados obtidos com a aplicação das configurações de melhor desempenho apresentadas no capítulo 4, para estudos de caso de usinas hidrelétricas pertencentes ao Sistema Elétrico Brasileiro. Foram realizados estudos de usinas isoladas, usinas em cascatas, cascatas de usinas em paralelo, incluindo cascatas de usinas com afogamento e no final são apresentados resultados dos estudos de simulação para anos com vazões afluentes inferiores e superiores à MLT.

5.1 Parâmetros do Problema

Os dados das usinas hidrelétricas utilizados neste trabalho, foram obtidos do banco de dados gerenciado pelo programa HydroData [CICO GNA 2003], englobando o conjunto de usinas despachada pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico Brasileiro.

Para fins de ilustração apresentam-se os dados da usina de Furnas, as restrições das variáveis de decisão, polinômios de montante e do canal de fuga necessários para o cálculo do custo de operação.

A Tabela 5.1 apresenta os limites das variáveis de volume armazenado no reservatório x , defluência u , turbinagem q , assim como também a potência instalada da usina de Furnas.

Usina	Volume			Defluência		Turbinagem	Potência
	Máximo [hm ³]	Mínimo [hm ³]	Útil [hm ³]	Máxima [m ³ /s]	Mínima [m ³ /s]	Máxima [m ³ /s]	Instalada [MW]
Furnas	22.950	5733	17.217	4,E+03	196	1.516	1312

Tabela 5.1 Volumes máximo, mínimo e útil; turbinagem máxima e potência instalada da usina de Furnas.

A cota de montante e a cota de jusante são funções do volume armazenado no reservatório e da defluência, respectivamente, sendo que para o caso brasileiro adotam-se representações polinomiais.

A Tabela 5.2 apresenta os coeficientes do polinômio e a Figura 5.1 ilustra a não linearidade da cota de montante da usina de Furnas.

Usina	Coeficientes do polinômio				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
Furnas	735	3,4966E-03	-1,9744E-07	6,9171E-12	-9,7737E-17

Tabela 5.2 Polinômio Volume x Cota de Montante da usina de Furnas

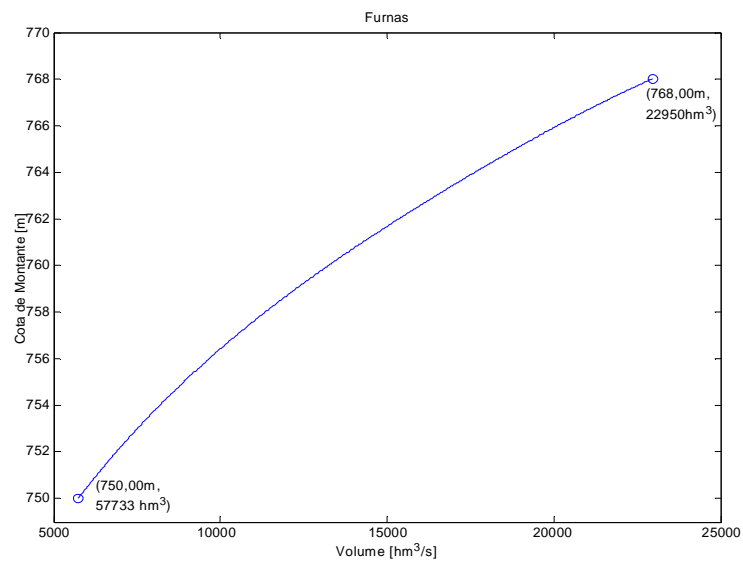


Figura 5.1 Polinômio Volume x Cota de Montante da usina de Furnas.

A Tabela 5.3 apresenta os coeficientes do polinômio, e a Figura 5.2 visualiza a não linearidade da cota de jusante para a usina de Furnas.

Usinas	Coeficientes dos polinômios					$z_{ref}[m]$
	a_0	A_1	a_2	a_3	a_4	
Furnas	671,6330	1,0174E-03	-1,7997E-07	2,5133E-11	0	0

Tabela 5.3 Polinômio da cota de jusante da usina de Furnas.

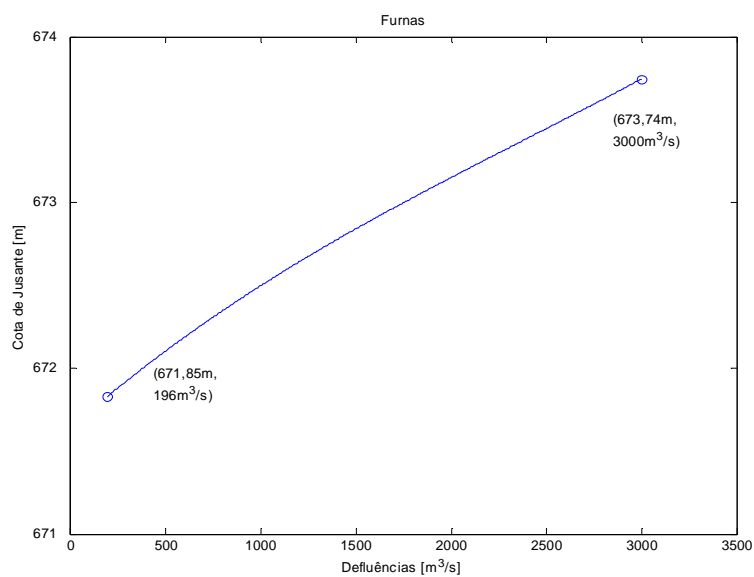


Figura 5.2 Polinômio da cota de jusante da usina de Furnas.

Conta-se com um histórico de vazões afluentes de maio de 1931 até abril de 1998 no banco de dados HydroData, do qual se obtém a vazão média de longo termo (MLT), composta pelas médias mensais do histórico.

A demanda será considerada constante ao longo do horizonte de planejamento para todos os testes realizados, sendo seu valor igual à potência instalada das usinas hidrelétricas que compõem o estudo correspondente.

Adota-se como início de todos os testes, o mês de maio, início do período seco, e como final o mês de abril, final do período úmido, coincidindo, portanto, com o ano hidrológico para a maioria das usinas consideradas.

Como também mostraremos o tempo computacional médio de cada teste é importante destacar as especificações do computador utilizado. Trata-se de um Pentium IV, 2,8 GHz, memória 512 MB e *Microsoft Windows 2000 Professional*.

5.2 Estudo I : Usina Isolada (100% MLT)

O primeiro estudo de caso foi realizado com uma única usina, a usina de Furnas localizada no rio Grande, com um dos maiores reservatórios (17,2 km³) do Brasil. A vazão afluente utilizada é igual a da MLT, com um horizonte de planejamento de 12 meses.

Para este estudo a dimensão do espaço de busca é \mathfrak{R}^{11} .

Configuração EE adotada:

- Representação, valores relativos.
- População inicial, afluência média.
- Operador de seleção, (5,11)-EE.
- Admissão de indivíduos, factíveis.
- Recombinação, intermediária global com pesos.
- Mutação, Global.
- Critério de parada, $k = 10$.

As trajetórias ótimas do armazenamento dos reservatórios e das defluências, determinados pelos algoritmos PNL e EE, são apresentadas nas Figuras 5.3 e 5.4. Ambas abordagens esvaziaram até 65% do volume útil durante o período seco do ano, de maio a novembro, alcançando o volume mínimo ao final de novembro (mês 7) e preparando-se para receber as vazões maiores do ano e assim poder evitar vertimento que significa um desperdício uma vez que a água é liberada do reservatório sem gerar energia..

Neste caso, fica evidente que as EE conseguiram convergir para a mesma solução que o PNL.

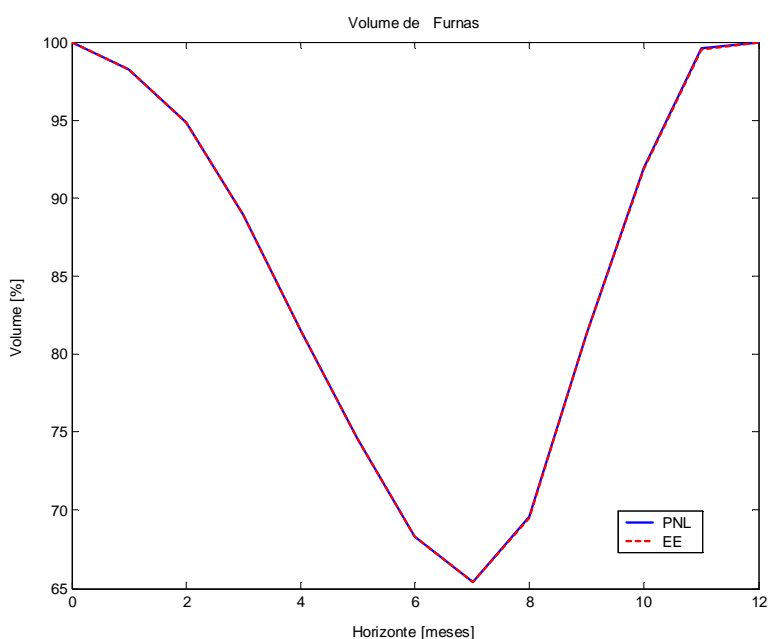


Figura 5.3 Trajetória ótima de armazenamento de Furnas frente as vazões afluentes MLT.

A geração hidrelétrica e a demanda são apresentadas na Figura 5.5, mostrando o mesmo comportamento para ambas as abordagens.

A Tabela 5.4 apresenta os valores de custo de operação relativos as duas abordagens.

Abordagem	Custo da Operação (\$)
PNL	10.139.840
EE	10.139.819
Ganho [%]	0

Tabela 5.4 Custo de operação para Furnas frente a vazões afluentes MLT.

O tempo computacional requerido pelas EE na resolução deste estudo foi, em média, de 2,52 segundos.

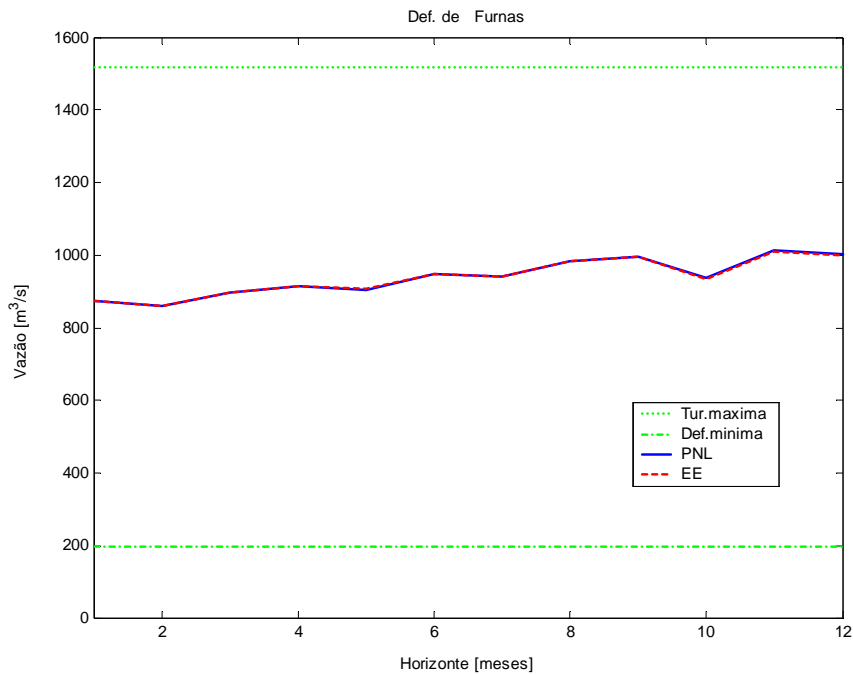


Figura 5.4 Trajetória ótima de vazões defluentes de Furnas frente às vazões afluentes MLT.

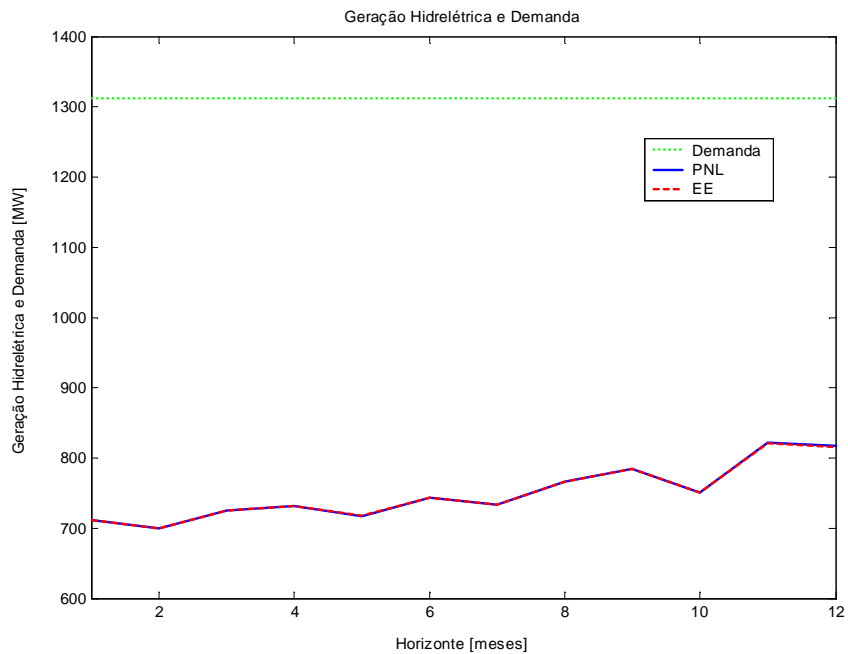


Figura 5.5 Geração Hidrelétrica e Demanda para Furnas frente às vazões afluentes MLT.

5.3 Estudo II : Usina Isolada (1982)

A diferença deste estudo em relação ao anterior, é que a vazão afluyente agora é a vazão histórica correspondente ao ano 1982. Escolheu-se esse ano porque sua vazão caracteriza uma vazão bastante superior à MLT, cerca de 179% da MLT.

As trajetórias ótimas do armazenamento dos reservatórios e das defluências, determinados pelos algoritmos PNL e EE, são apresentados nas Figuras 5.6 e 5.7. Ambas as abordagens apresentaram o mesmo comportamento de esvaziar o reservatório, como no caso anterior, para depois recuperar seu volume máximo. Só que agora o nível de deplecionamento no mês de novembro (mês 7) for maior, que chegando a 25% aproximadamente enquanto no caso anterior foi de 65%.

Nas duas soluções, ilustradas na Figura 5.7, a defluência é igual ao valor da turbinagem máxima entre maio e janeiro (mês 1 até 10). Porém a quantidade de água afluyente é maior que a sua capacidade de turbinamento, e conseqüentemente, como única solução, a usina verte para não passar do limite de armazenamento do reservatório.

A geração hidrelétrica e a demanda são apresentadas na Figura 5.8, mostrando o mesmo comportamento para ambas as abordagens.

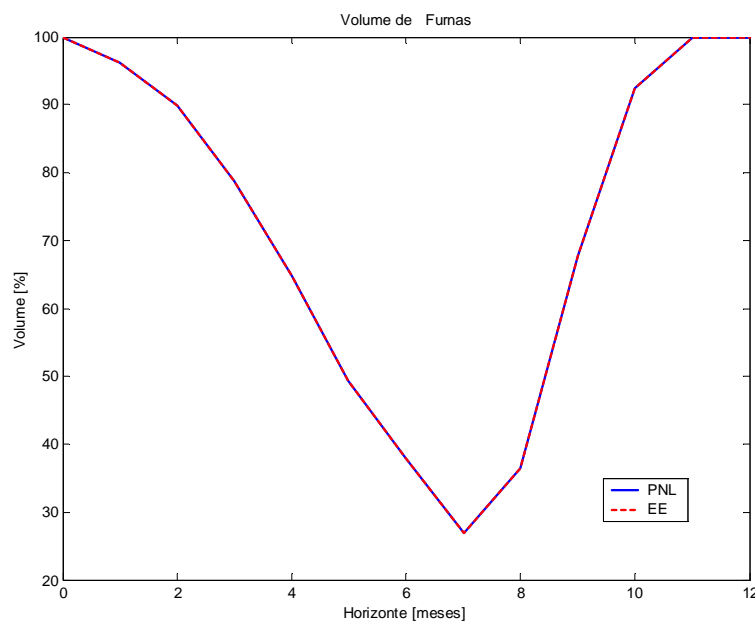


Figura 5.6 Trajetória ótima de armazenamento de Furnas frente as vazões afluentes do ano 1982.

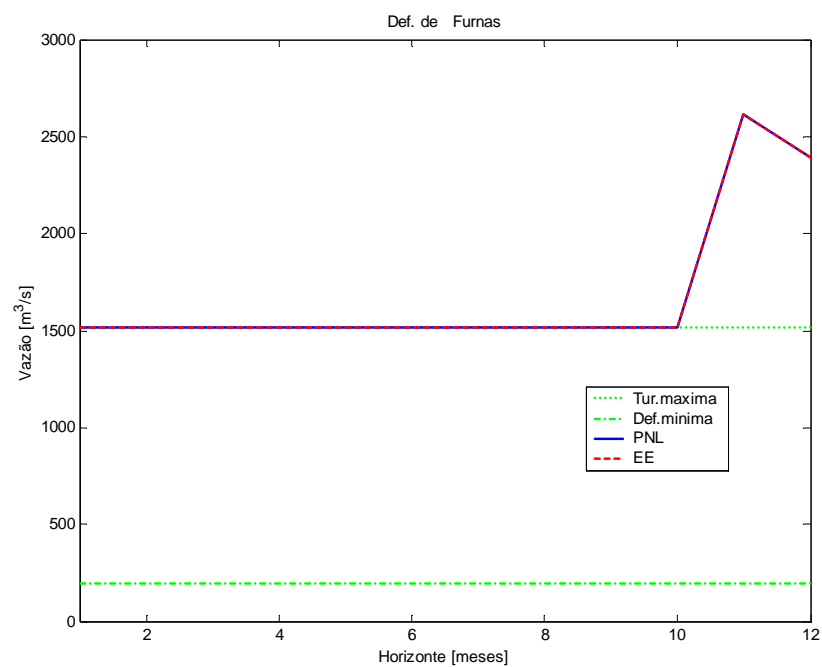


Figura 5.7 Trajetória ótima de vazões defluentes de Furnas frente às vazões afluentes do ano 1982.

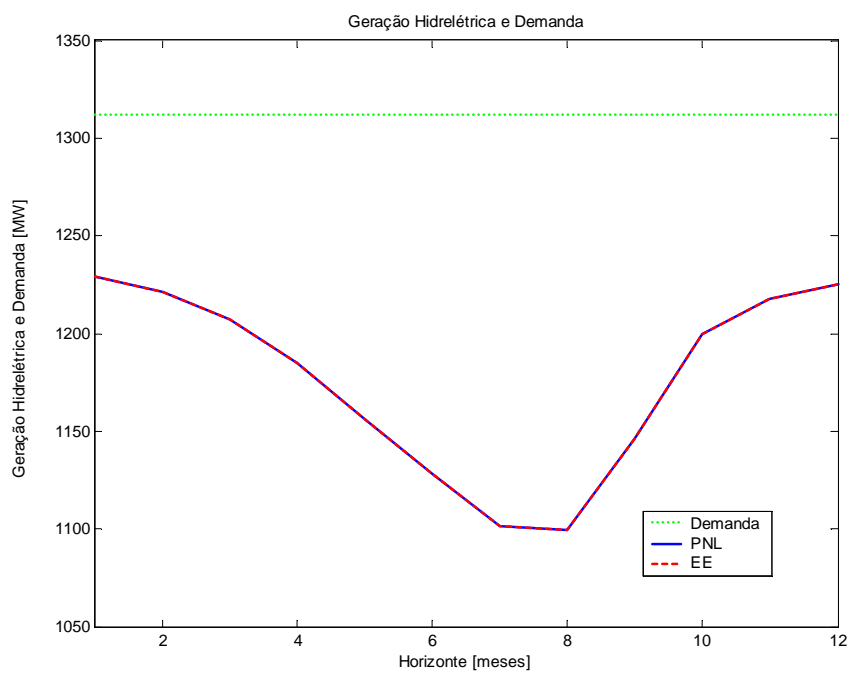


Figura 5.8 Geração Hidrelétrica e Demanda para Furnas frente a vazões afluentes do ano 1982.

A Tabela 5.5 apresenta, para esse estudo, os valores de custo de operação das duas abordagens.

Abordagem	Custo da Operação (\$)
PNL	660.416
EE	660.416
Ganho [%]	0

Tabela 5.5 Custo de operação para Furnas frente a vazões afluentes do ano 1982.

O tempo computacional requerido pelas EE na resolução deste estudo foi, em média, de 31,4 segundos.

5.4 Estudo III : Cascata de Usinas (80% MLT)

Neste estudo foi utilizada uma cascata de usinas em “Y”, compostas pelas usinas de Emborcação, Furnas, e Ilha Solteira conforme representados graficamente na Figura 5.9. Neste estudo foi considerada a vazão afluente de 80% da MLT com horizonte de planejamento de 12 meses.

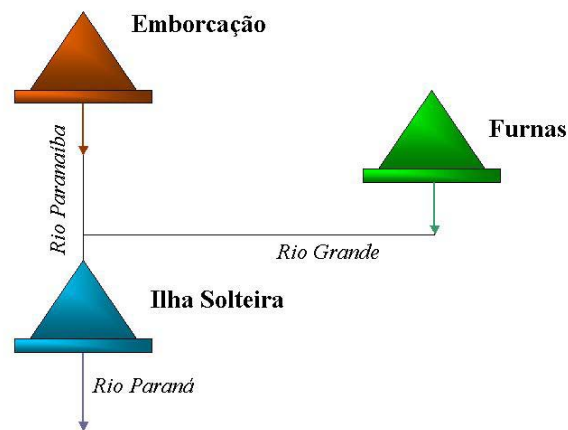


Figura 5.9 Cascata de usinas de estrutura Y

Para este estudo a dimensão do espaço de busca é \mathfrak{R}^{33} .

Configuração EE adotada:

- Representação, valores relativos.
- População inicial, fio d'água.

- Operador de seleção, (7,14) -EE.
- Admissão de indivíduos, factíveis.
- Recombinação, intermediária global com pesos.
- Mutação, CMA.
- Critério de parada, $k = 50$.

As trajetórias de armazenamento e das defluências, determinadas pelos algoritmos PNL e EE, são apresentados nas Figuras 5.10 e 5.11. As trajetórias de armazenamento das duas usinas a montante (Emborcação e Furnas) apresentam um comportamento muito parecida ao comportamento dos estudos anteriores, caracterizando que esses reservatórios são encarregados da regularização das vazões do sistema. A usina a jusante (Ilha Solteira) trabalha como uma usina a fio d'água, mantendo seu volume máximo.

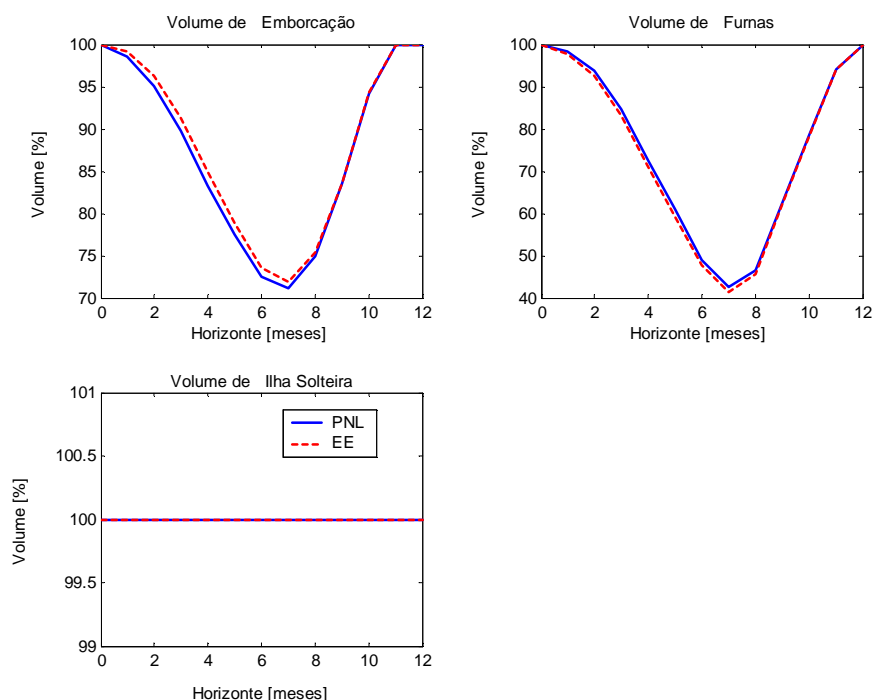


Figura 5.10 Trajetória ótima de armazenamento de uma cascata de 3 usinas frente as vazões afluentes correspondentes a 80% da MLT.

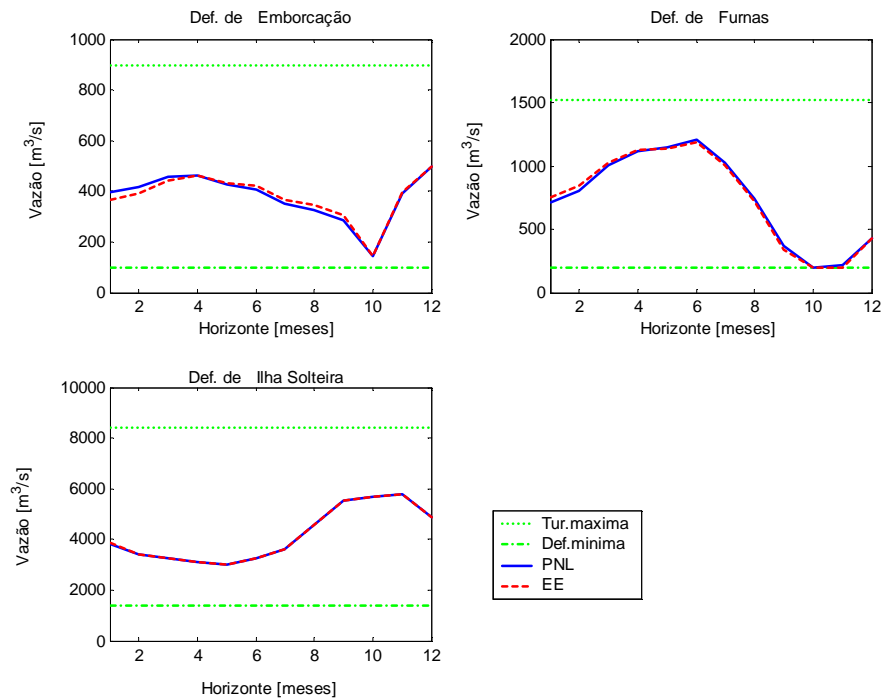


Figura 5.11 Trajetória de vazões defluentes da cascata de usinas frente as vazões afluentes correspondentes a 80% da MLT

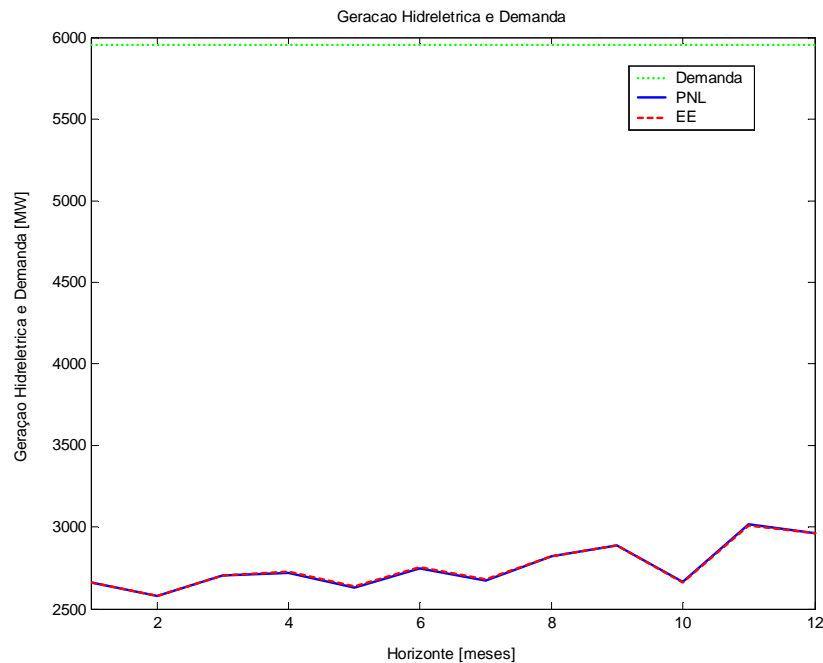


Figura 5.12 Geração hidrelétrica e demanda para uma cascata de 3 usinas frente a vazões afluentes correspondentes 80% da MLT.

A geração hidrelétrica e a demanda são apresentadas na Figura 5.12, mostrando o mesmo comportamento para ambas as abordagens, corroborando-se nos valores de custo de operação dados na Tabela. 5.6.

Abordagem	Custo da Operação
PNL	325.709.606,097
EE	325.705.625,926
Ganho [%]	0

Tabela 5.6 Custo de operação para uma cascata de 3 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 80% da MLT.

O tempo computacional envolvido na resolução deste estudo foi, em média, de 308 segundos.

5.5 Estudo IV : Cascata de Usinas (120% MLT)

Neste estudo, uma versão modificada do anterior, foi considerada uma vazão afluente igual a 120 % da MLT. Foram adotadas as mesmas configurações das EE do estudo III.

As trajetórias de armazenamento e das defluências, determinadas pelos algoritmos PNL e EE, são apresentados nas Figuras 5.13 e 5.14. Nota-se que é similar ao comportamento do estudo III, com a diferença de que as usinas a montante esvaziaram o reservatório a um nível mais baixo, chegando a usina de Emborcação, por exemplo, ao entorno de 40% no mês de novembro (mês 7). Neste estudo a usina Ilha Solteira não tem mais um comportamento a fio'água absoluta, apresentado um ligeiro deplecionamento. Essas oscilações mais acentuadas dos reservatórios de cabeceira tentam evitar o vertimento no sistema, o que foi conseguido como mostra a Figura 5.14.

Observe-se que a EE decide esvaziar mais o reservatório de Furnas do que o reservatório de Emborcação, aumentando o papel desse reservatório na regulação das vazões afluentes à usina de Ilha Solteira. Entre tanto, note que as duas soluções acarretam praticamente a mesma regularização de vazões, uma vez que a turbinagem de Ilha Solteira nas duas soluções é praticamente a mesma.

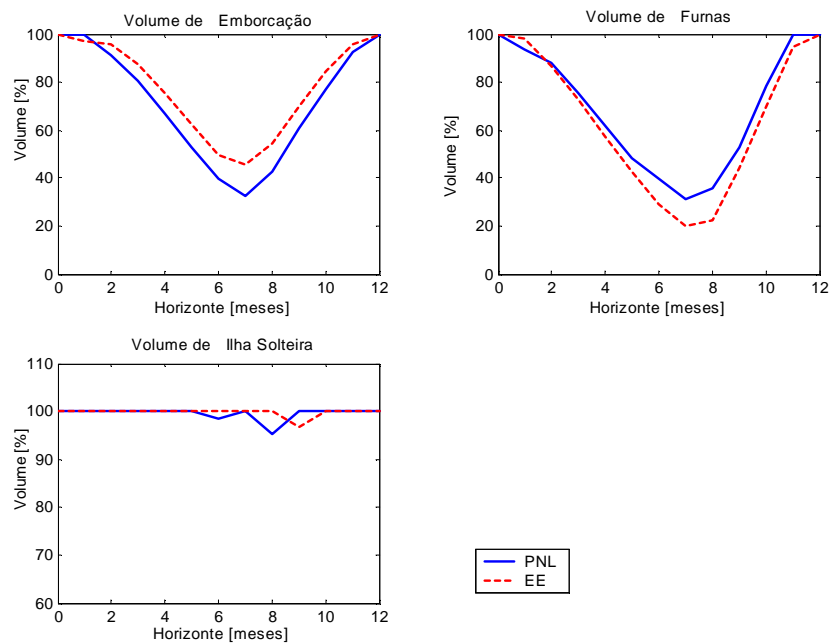


Figura 5.13. Trajetória ótima de armazenamento de uma cascata de 3usinas frente as vazões afluentes correspondente a 120% da MLT.

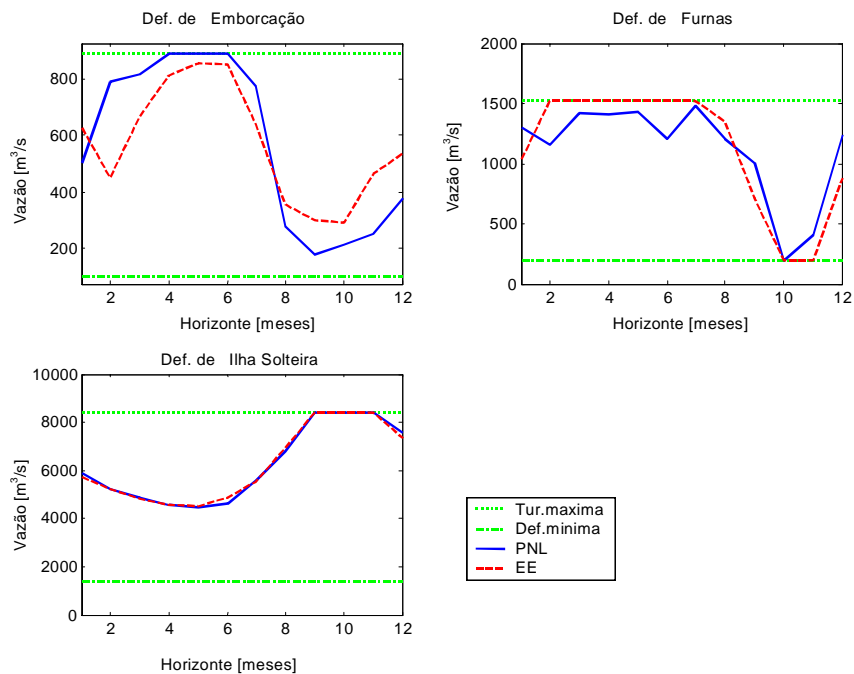


Figura 5.14 Trajetória ótima de vazões defluentes de uma cascata de 3 usinas frente as vazões afluentes correspondente a 120% da MLT.

A geração hidrelétrica obtida pelas EE, conforme a Figura 5.15, tem um comportamento suave ao longo do horizonte de planejamento, indicando um custo de operação menor, pois esse custo é dado por uma função quadrática. Portanto, quanto mais uniforme a geração menor o valor do custo. Esta diferença no valor do custo da operação acarretou um ganho de 1.054%, conforme mostrado na Tabela. 5.7.

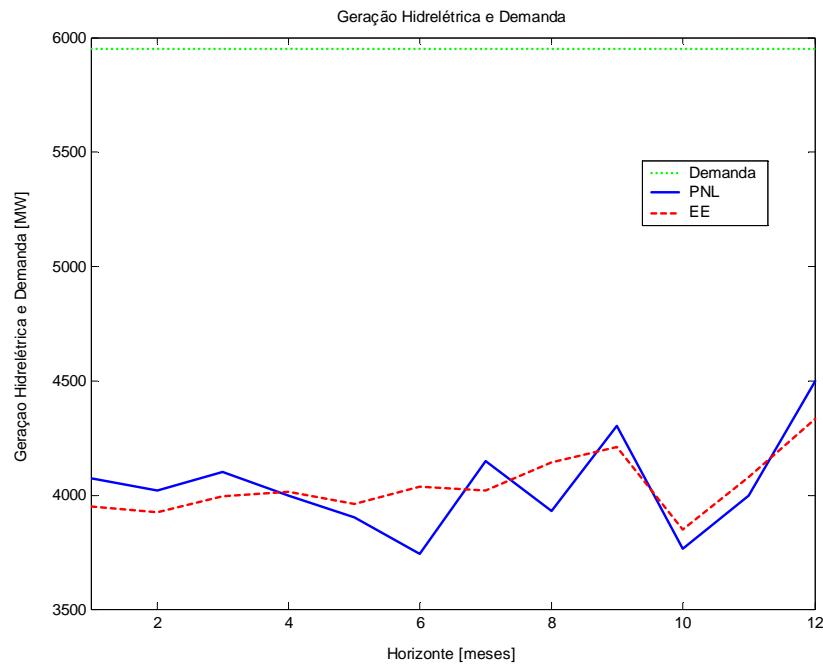


Figura 5.15 Geração Hidrelétrica e Demanda para uma cascata de 3 usinas frente a vazões afluentes correspondentes a 120% da MLT.

Abordagem	Custo da Operação (\$)
PNL	117.636.786
EE	116.397.475
Ganho [%]	1,054

Tabela 5.7 Custo de operação para uma cascata de 3 usinas frente a vazões afluentes correspondentes a 120% da MLT.

O tempo computacional requerido na resolução deste estudo foi, em média, de 568 segundos.

5.6 Estudo V : Cascata de Usinas afogadas (100% MLT)

Neste estudo utilizaremos usinas que sofrem o efeito de afogamento no canal de fuga. Em cascatas onde as usinas encontram-se próximas umas das outras, pode ocorrer o afogamento do canal de fuga de uma usina pelo reservatório da usina imediatamente a jusante. Neste caso, a cota do canal de fuga da usina afogada passa a ser função de sua defluência e da cota do reservatório diretamente a jusante. Para maior informação sobre o efeito de afogamento, ver [CICOGNA 1999].

Neste estudo foram escolhidas 3 usinas do rio Iguaçu, Foz de Areia, Segredo e Salto Santiago, conforme Figura 5.16. Dependendo da cota de jusante de Foz de Areia e Segredo, estas usinas podem sofrer afogamento no seus canais de fugas.

Para este único estudo de caso considera-se janeiro como mês de início e dezembro como mês final, correspondendo ao ano hidrológico para essa bacia. A vazão afluente utilizada é igual a da MLT, com um horizonte de planejamento de 24 meses.

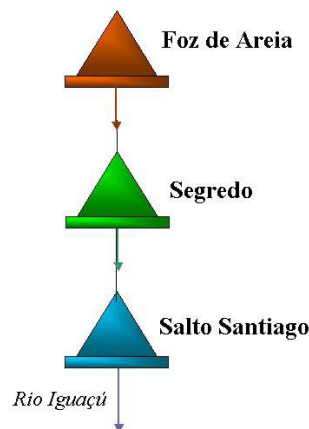


Figura 5.16 Cascata de usinas com afogamento no rio Iguaçu.

A dimensão do espaço de busca para este estudo é \Re^{66}

Configuração EE adotada:

- Representação, valores relativos.
- População inicial, aleatória.
- Operador de seleção, (7,14)-EE.
- Admissão de indivíduos, factíveis.

- Recombinação, intermediária global com pesos.
- Mutação, CMA.
- Critério de parada, $k = 100$.

As trajetórias de armazenamento e de defluência, determinadas pelos algoritmos PNL e EE, são apresentados nas Figuras 5.17 e 5.18. Observa-se que a solução das EE é completamente diferente em relação aos resultados dos estudos anteriores de cascatas e da mesma solução do PNL para este estudo onde a usina de cabeceira tinha maior participação na regularização do sistema e as usinas mais a jusantes, tinham um comportamento fio d'água. Para este estudo na solução das EE, a regularização esta invertida, sendo que as usinas de cabeceira, neste caso, Foz de Areia, opera com pequenos deplecionamentos, enquanto a usina de Segredo tem deplecionamento mais acentuado, chegando quase a esvaziar totalmente nos meses 4, 9, 16 e 21. No reservatório de Salto Santiago também existe deplecionamento, só que de intensidade menor, chegando até 75% do volume útil nos meses 6 e 8.

Esse deplecionamento do Segredo faz que com que diminuía a cota de jusante da usina de Foz de Areia, aumentado a sua altura de queda e, conseqüentemente, a sua produtividade. A usina de Salto Santiago também afoga a usina de Segredo, só que essa influência não é tão marcante como a de Segredo em Foz de Areia.

A geração hidrelétrica e a demanda são apresentadas na Figura 5.19, mas para melhor visualização, mostra-se a Figura 5.20 com uma escala ampliada. Mesmo que as soluções para este estudo sejam muito diferentes, gerações hidrelétricas de ambas abordagens são muito parecidas carretando um ganho de 0.23%, conforme a Tabela 5.8.

O tempo computacional envolvido na resolução deste estudo, de 24 meses de horizonte, em média, foi de 19.317 segundos.

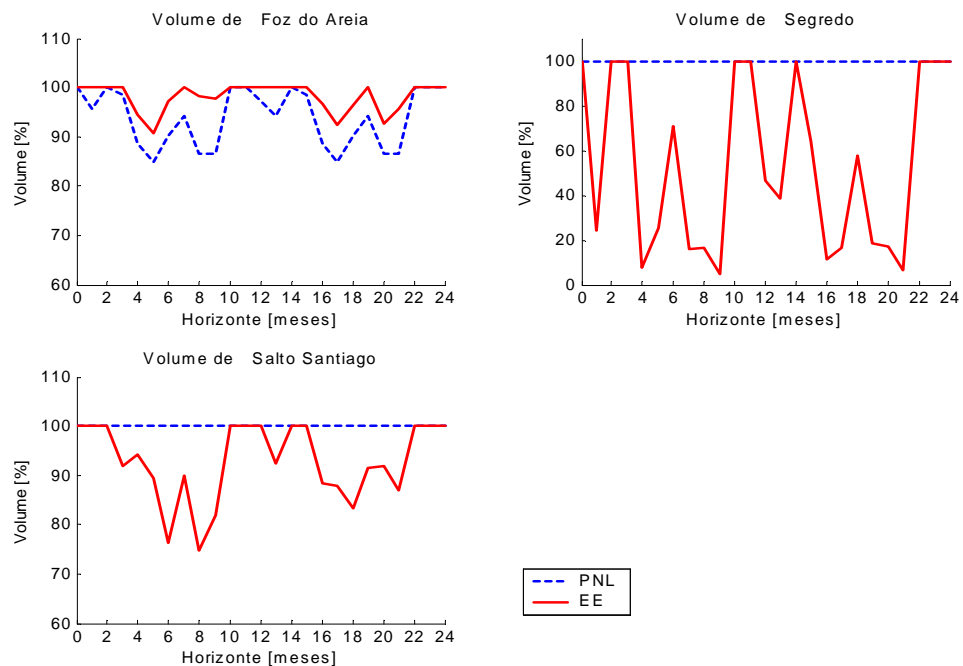


Figura 5.17 Trajetória ótima de armazenamento de uma cascata de 3 usinas com afogamento frente às vazões afluentes 100% MLT.

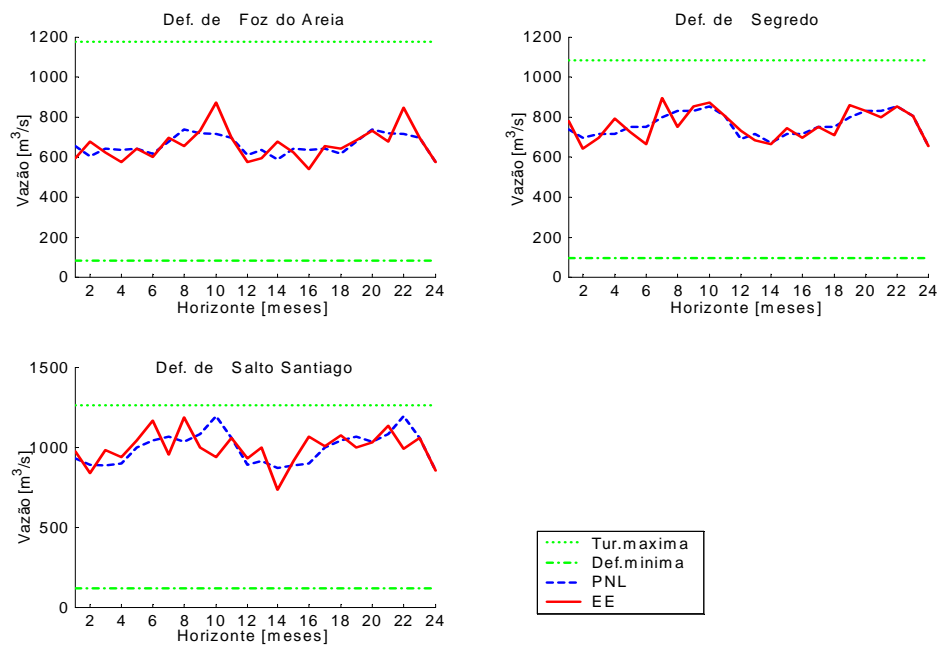


Figura 5.18 Trajetória ótima de vazões defluentes de uma cascata de três usinas com afogamento frente a vazões afluentes 100% da MLT.

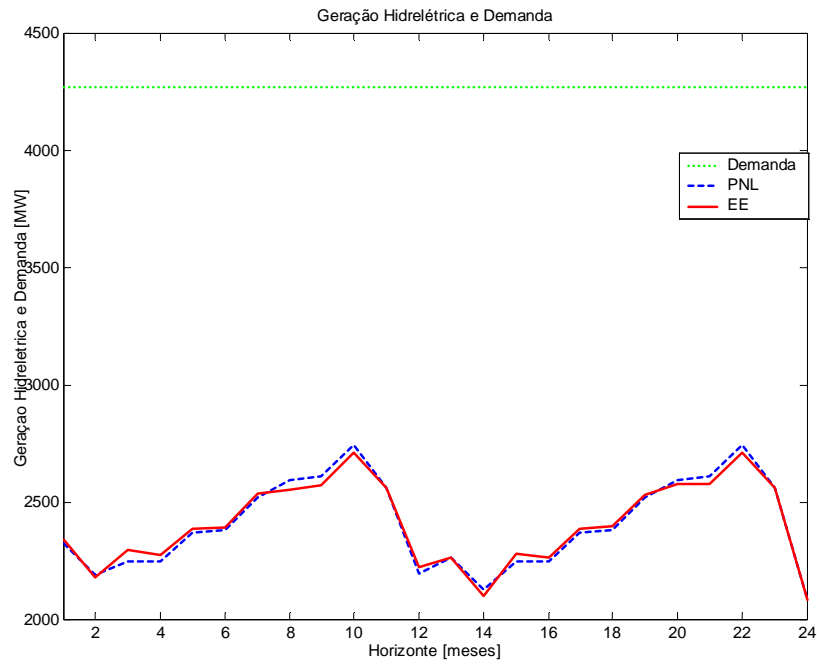


Figura 5.19 Geração Hidrelétrica e Demanda para uma cascata de 3 usinas com afogamento frente a vazões afluentes correspondentes a 100% da MLT.

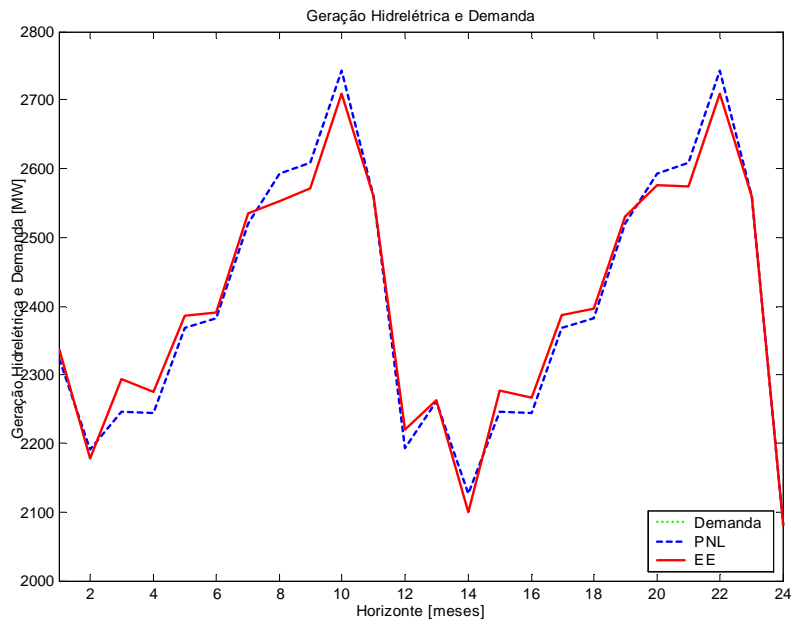


Figura 5.20 Geração Hidrelétrica e Demanda para uma cascata de 3 usinas com afogamento frente a vazões afluentes correspondentes a 100% da MLT em escala ampliada

Abordagem	Custo da Operação (\$)
PNL	223.801.996
EE	223.285.276
Ganho [%]	0,23

Tabela 5.8 Custo de operação para uma cascata de 3 usinas com afogamento frente a vazões afluentes 100% da MLT.

5.7 Estudo : VI 7 usinas (110% MLT)

Este estudo apresenta uma cascata formada por sete importantes usinas com reservatório de acumulação do Sistema Sudeste Brasileiro (Furnas, Marimbondo, Água Vermelha, Emborcação, Itumbiara, São Simão e Ilha Solteira), Figura 5.21, correspondendo a 12.824 MW de potência instalada. Foram utilizadas vazões afluentes referentes a 110% da MLT, com horizonte de planejamento de 12 meses.

A dimensão do espaço de busca para este estudo é \Re^{33}

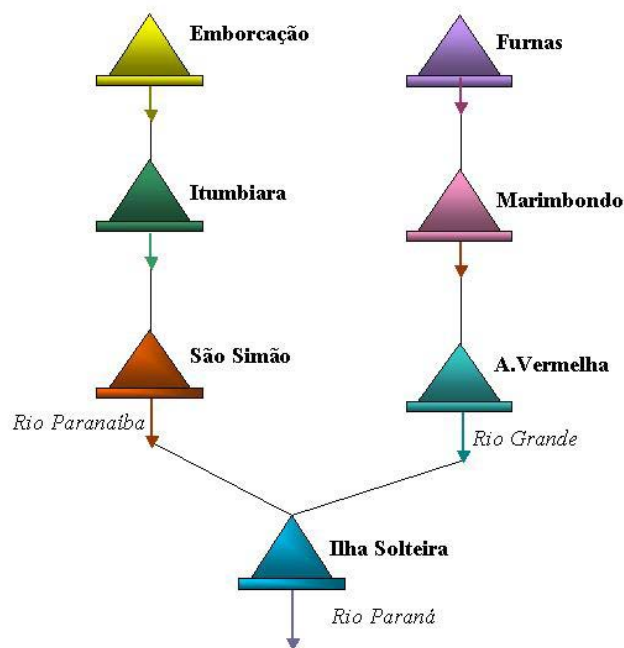


Figura 5.21 Cascata de 7 usinas.

Configuração EE adotada:

- Representação, valores relativos.
- População inicial, afluência média.
- Operador de seleção, (8,17) -EE.
- Admissão de indivíduos, factíveis.
- Recombinação, intermediária global com pesos.
- Mutação, CMA.
- Critério de parada, $k = 100$.

As trajetórias de armazenamento dos reservatórios e das defluências, determinados pelos algoritmos PNL e EE, são apresentados na Figuras 5.22 e 5.23.

Observa-se que sempre as usinas mais a montante (Emborcação e Furnas) tendem a apresentar maior deplecionamento com referência as usinas de jusante, que operam como usinas a fio d'água. Mas para este estudo, a quantidade de vazão afluente é grande, o que faz com que também as usinas de jusante deplecionem seu nível do reservatório para assim evitar vertimento. Neste estudo não foi eliminado totalmente o vertimento, conforme pode ser visto na Figura 5.23, onde ocorre na usina São Simão no período chuvoso.

Neste estudo, são encontradas diferenças nas soluções das duas abordagens. A EE decide esvaziar mais os reservatórios de Furnas e Emborcação, menos o reservatório de Marimbondo e nas outras usinas faz uma operação parecida a fio d'água.

Essas diferenças se refletem na geração hidrelétrica conforme pode ser visualizado na Figura 5.24. A geração hidrelétrica obtida pelas EE tem um evolução suave ao longo do horizonte, indicando um custo de operação menor, como já comentado anteriormente. Mostra-se essa diferença também no valor do custo de operação, acarretando um ganho de 3.49% conforme apresentado na Tabela. 5.9.

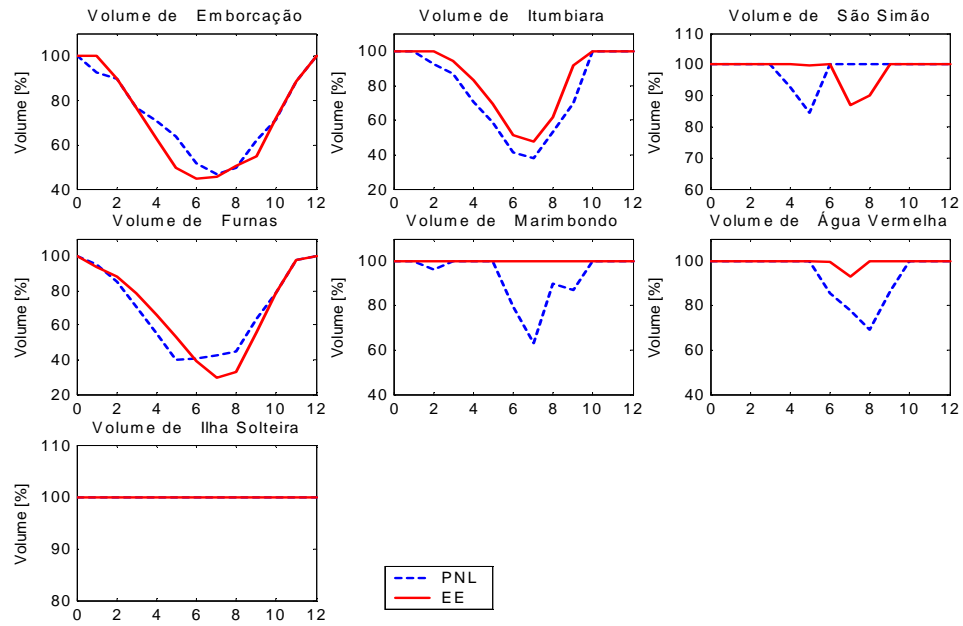


Figura 5.22 Trajetória ótima de armazenamento da cascata de 7 usinas frente a vazões afluentes correspondentes a 110% da MLT

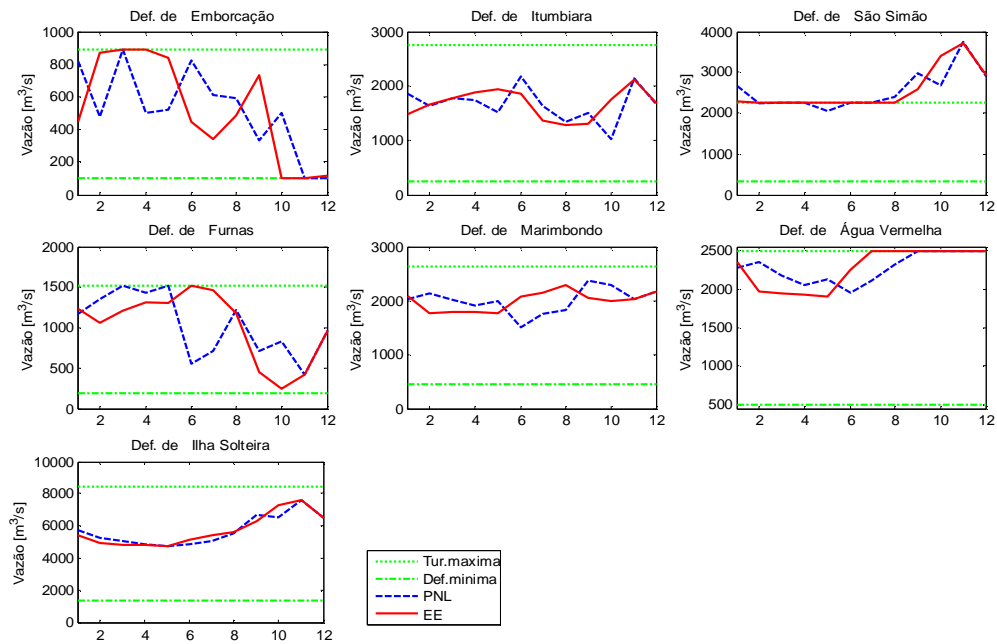


Figura 5.23 Trajetória ótima das vazões defluentes da cascata de 7 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 110% da MLT.

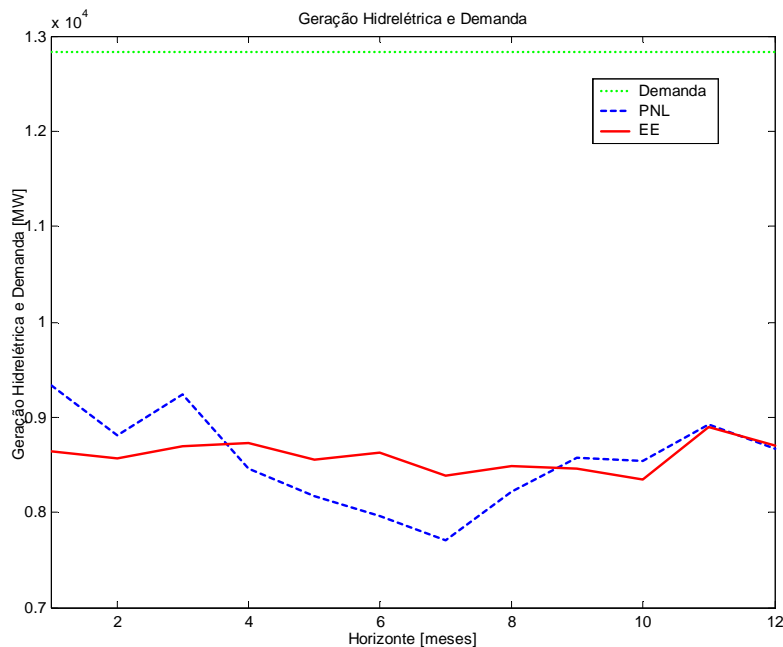


Figura 5.24 Geração Hidrelétrica e demanda para a cascata de 7 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 110% da MLT.

Abordagem	Custo da Operação (\$)
PNL	590.803.579
EE	570.166.116
Ganho [%]	3,4931

Tabela 5.9 Custo de operação para a cascata de 7 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 110% da MLT.

O tempo computacional envolvido na resolução deste estudo foi, em média, de 2.598 segundos.

5.8 Estudo VII : 14 usinas (100% MLT)

Este estudo apresenta um sistema hidrelétrico formado por 14 usinas, localizadas em cascatas em paralelo, incluindo cascatas com o efeito de afogamento, como ilustra a Figura 5.25. Foram utilizadas vazões afluentes correspondente a 100% da MLT com horizonte de planejamento de 12 meses.

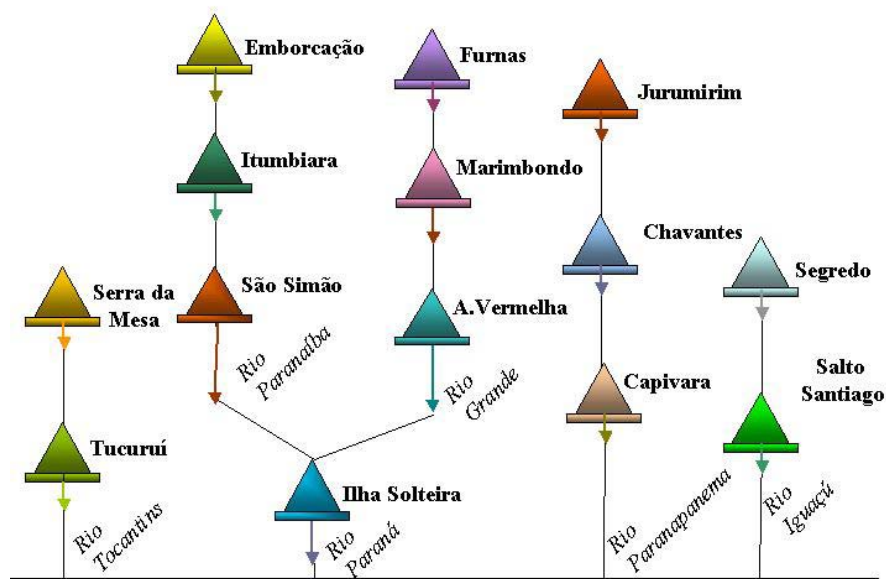


Figura 5.25 Cascata de 14 usinas.

A dimensão do espaço de busca para este estudo é \Re^{159}

Configuração EE adotada:

- Representação, valores absolutos.
- População inicial, solução ótima do PNL.
- Operador de seleção, (9,19)-EE.
- Admissão de indivíduos, infactíveis com penalização.
- Recombinação, intermediária global com pesos.
- Mutação, CMA.
- Critério de parada, $k = 100$.

As trajetórias de armazenamento e defluências dos reservatórios, determinados pelos algoritmos PNL e EE, são apresentados nas Figuras 5.26 e 5.27.

Observa-se que as usinas cabeceiras de cada cascata (com exceção da cascata do rio de Iguaçu) tendem a apresentar maior deplecionamento com referência as usinas de jusante, que operam como usinas a usinas fio d'água.

Neste estudo, são encontradas diferenças nas soluções das duas abordagens. A EE decide esvaziar mais as usinas de cabeceira, no caso da cascata do rio Grande e Paranapanema e as usinas a jusante fazem uma operação parecida com a fio d'água.

Pode-se apreciar que a usina de Salto Santiago afoga a Segredo, pelo comportamento das usinas, fazendo que a operação seja como uma usina a fio d'água e o Salto Santiago tem deplecionamento no seu reservatório.

Essas diferenças se refletem na geração hidrelétrica conforme pode ser visualizado na Figura 5.28. A geração hidrelétrica obtida pelas EE tem uma evolução suave ao longo do horizonte, indicando um custo de operação menor, como já comentado anteriormente. Mostra-se essa diferença também no valor do custo de operação, acarretando um ganho de 3,86% conforme apresentado na Tabela. 5.10.

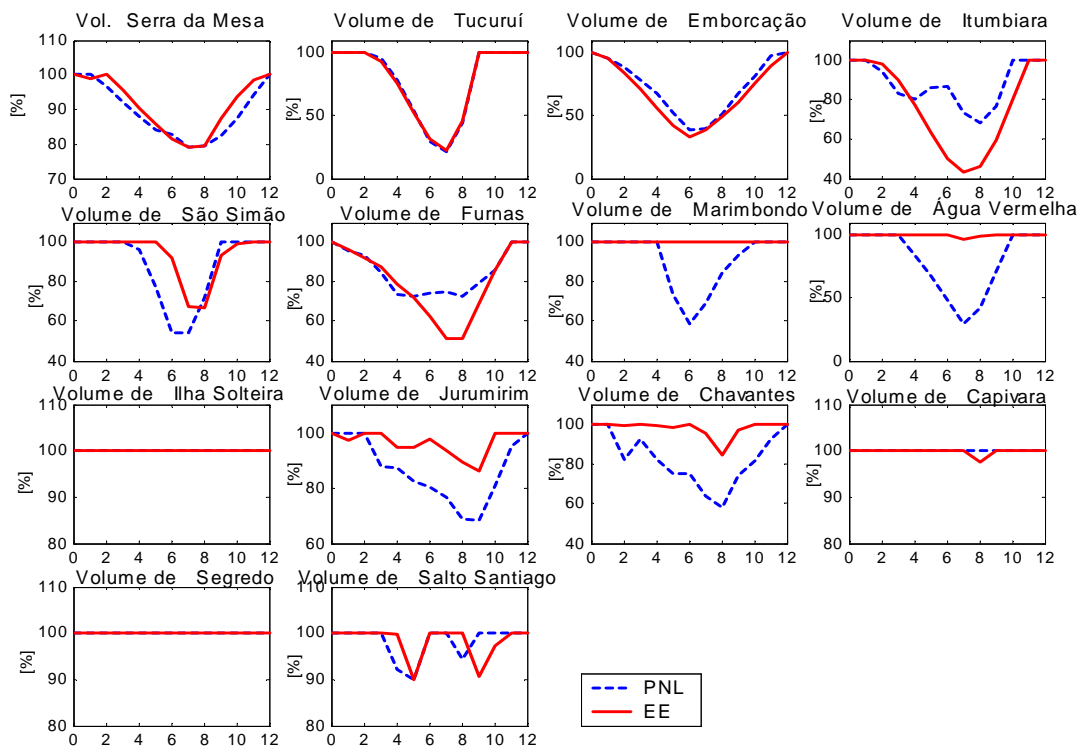


Figura 5.26 Trajetória ótima de armazenamento da cascata de 14 usinas frente a vazões afluentes correspondente a MLT.

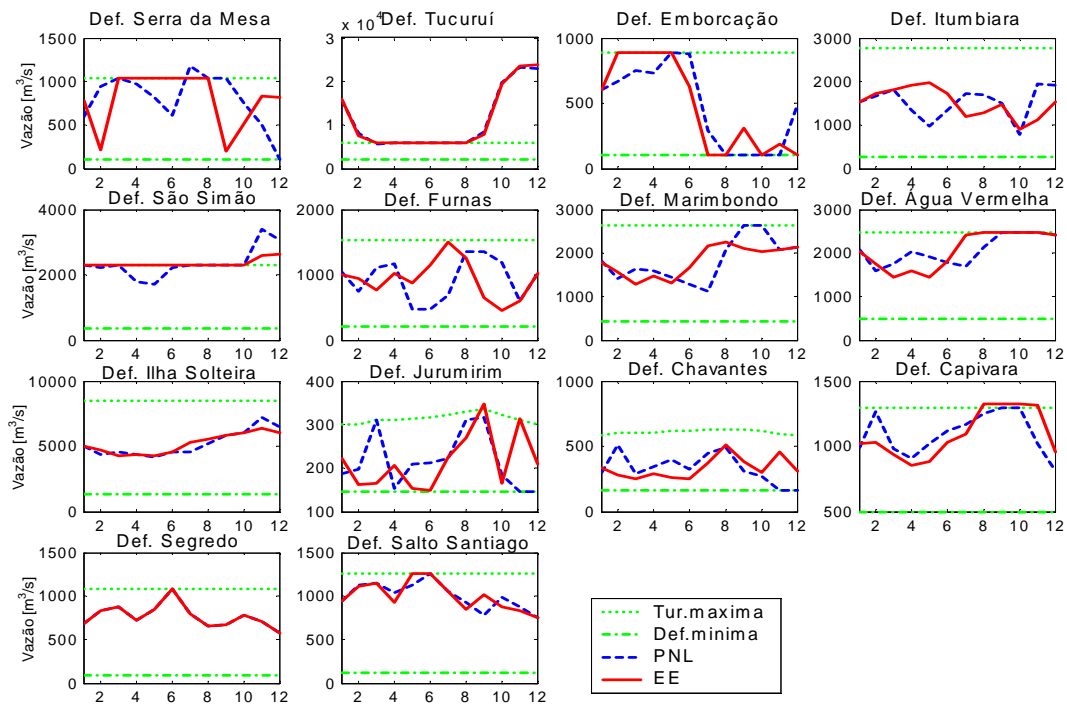


Figura 5.27 Trajetória ótima das vazões defluentes de cascatas de 14 usinas frente a vazões afluentes correspondente a MLT.

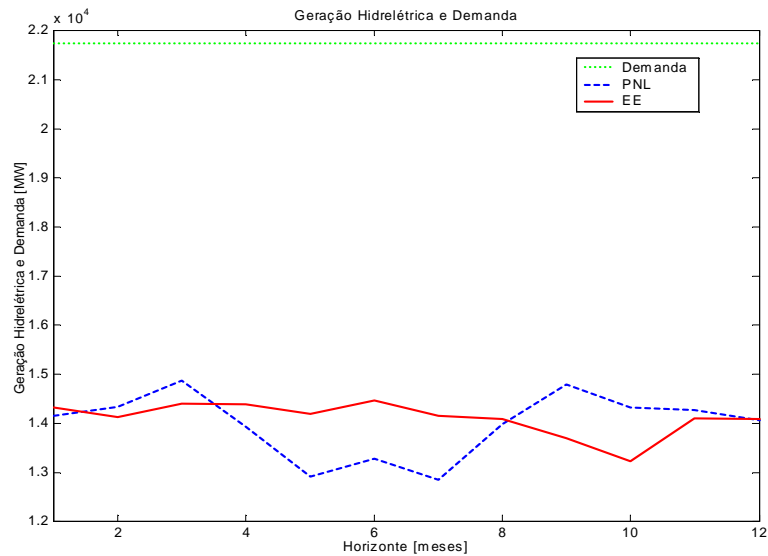


Figura 5.28 Geração hidrelétrica e demanda das cascatas de 14 usinas frente a vazões afluentes correspondente a MLT.

Abordagem	Custo da Operação (\$)
PNL	1.940.985.901
EE	1.866.030.546
Ganho [%]	3,86

Tabela 5.10 Custo de operação para 14 usinas frente a vazões afluentes correspondente a 100% da MLT.

O tempo computacional envolvido para resolução deste estudo, em média, foi de 31.085 segundos.

5.9 Estudo VIII : Simulação

Com a finalidade de ilustrar o uso do otimizador no problema de Planejamento energético da Operação num contexto mais real, esta seção apresenta os resultados de duas simulações da operação energética utilizando a política de controle preditivo, descrita na seção 2.3.

A usina considerada foi a de Furnas. Na primeira simulação a sequência hidrológica simulada foi a sequência histórica de maio de 1980 a abril de 1981, representando um ano acima da MLT, sendo que a previsão de vazões foi adotada igual a MLT, e a otimização que fornece a decisão foi obtida pelas EE. A segunda simulação considera todos os parâmetros da primeira simulação com exceção da sequência hidrológica simulada que corresponde a sequência histórica de maio de 1955 a abril de 1956, representando um ano abaixo da MLT.

O estado inicial de armazenamento do reservatório foi adotado igual a 100% do volume máximo, e as otimizações que forneceram as decisões adotaram horizonte de otimização variável ao longo da simulação, iniciando com 12 meses e terminando com 1 mês, de modo que o horizonte de otimização sempre termina no mês de abril, com estado de armazenamento final igual a 100% do volume máximo.

O resultado da estratégia do simulador está representado por três gráficos: Afluência, Defluência e volume.

- O gráfico de Afluência apresenta as vazões afluentes previstas e reais ao reservatório, onde a variável medida esta representada pelo triângulo no intervalo de tempo t .

- O gráfico de Defluência apresenta as vazões defluentes da usina resultado do simulador e otimizador representado pelo traço contínuo e descontínuo respectivamente. A primeira decisão, representada pelo asterisco, será aproveitada pelo simulador no próximo intervalo de tempo.
- O gráfico de Volume apresenta o volume do armazenamento do reservatório resultado do simulador e otimizador representado pelo traço contínuo e descontínuo respectivamente.
- O simulador, considerando a vazão afluyente real (triângulo) e a primeira decisão do otimizador (asterisco), calcula o novo estado de armazenamento, representado pela cruz, no gráfico de Volume, o qual passará a ser o novo ponto de partida para o próximo intervalo de tempo.

A seguir mostra-se a evolução do sistema segundo o simulador, para o estudo de caso apresentado, com um detalhamento de cada passo do procedimento de controle preditivo.

A primeira simulação está ilustrada nas Figuras 5.29 até 5.36, onde a sequência hidrológica simulada são vazões afluentes superiores à MLT.

Para o primeiro intervalo de tempo, conforme pode ser visualizado na Figura 5.29, a vazão afluyente medida (triângulo) é inferior a vazão afluyente prevista, e considerando a primeira decisão do otimizador (asterisco), o simulador faz com que o reservatório esvazie menos com relação ao resultado do otimizador. O novo volume inicial, para o próximo intervalo de tempo, esta sendo representado pela cruz e o horizonte de planejamento passa a ser 11 meses. Todo o processo é repetido para os demais intervalos de tempo.

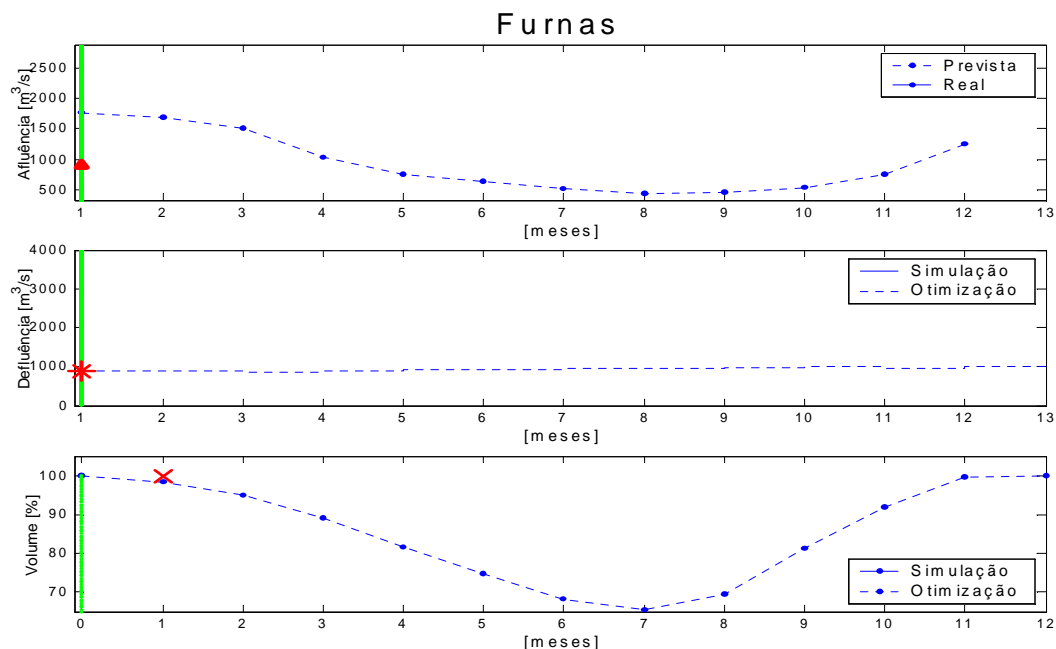


Figura 5.29 Estratégia do simulador no primeiro intervalo de tempo para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981

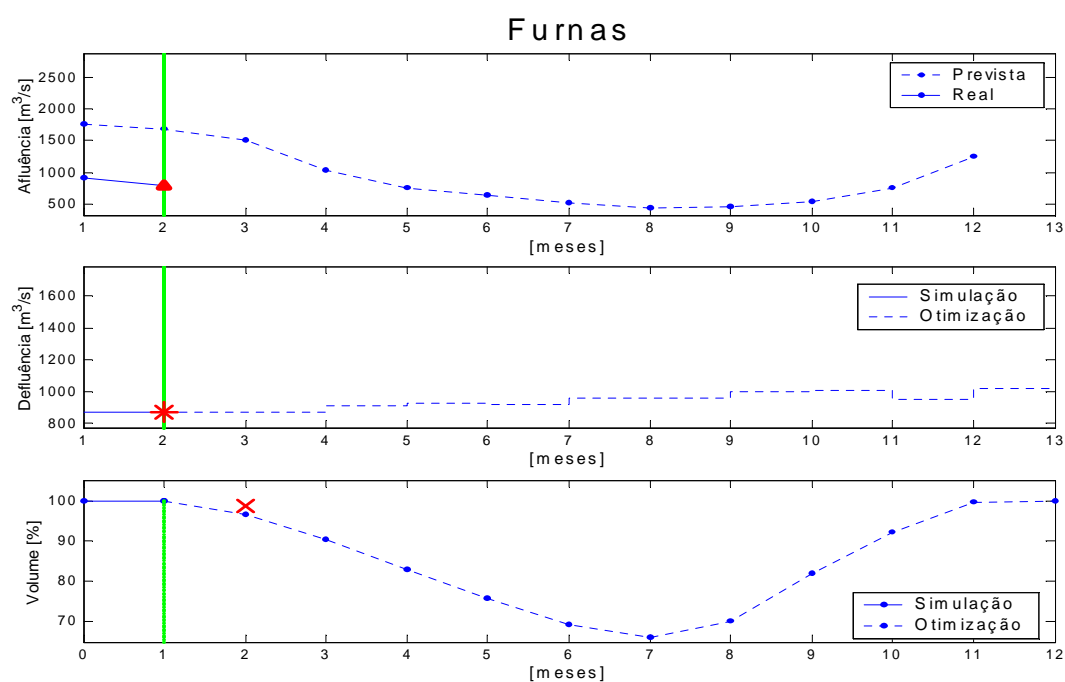


Figura 5.30 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 2 para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981

Para o intervalo de tempo 2, como se pode visualizar na Figura 5.30, acontece o mesmo ao primeiro intervalo, tem uma vazão afluente real inferior à vazão prevista e considerando a primeira decisão do otimizador, O simulador faz que esvazie o reservatório menos ao otimizador.

Observa-se diferença significativa entre a otimização e a simulação a partir do intervalo de tempo 8 como se pode apreciar nas Figuras 5.31 e 5.32. O simulador computa vazões afluentes reais muito maiores às vazões previstas, fazendo com que o nível do reservatório aumente mais rapidamente.

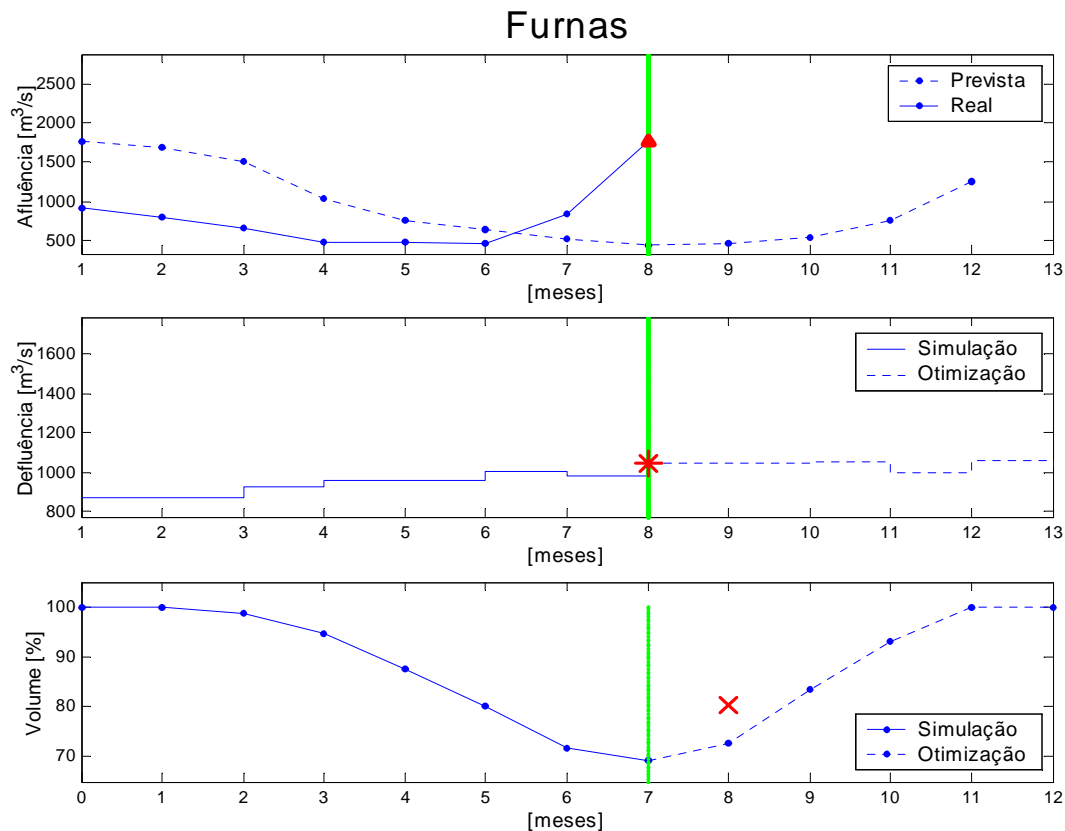


Figura 5.31 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 8 para sequência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.

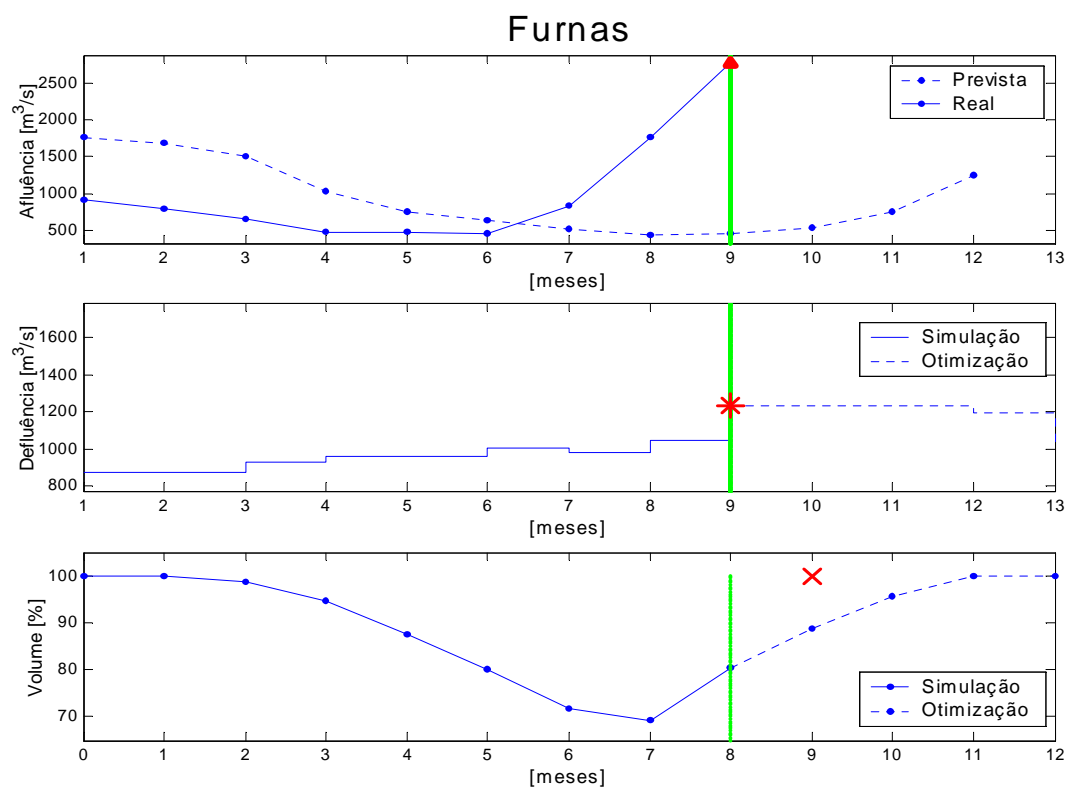


Figura 5.32 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 9 para seqüência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.

Nos intervalos de tempo 10 e 11, o simulador computa uma vazão afluente real menor à vazão prevista, resultando uma ligeira queda de volume nesses intervalos como ilustram as Figuras 5.33 e 5.34.

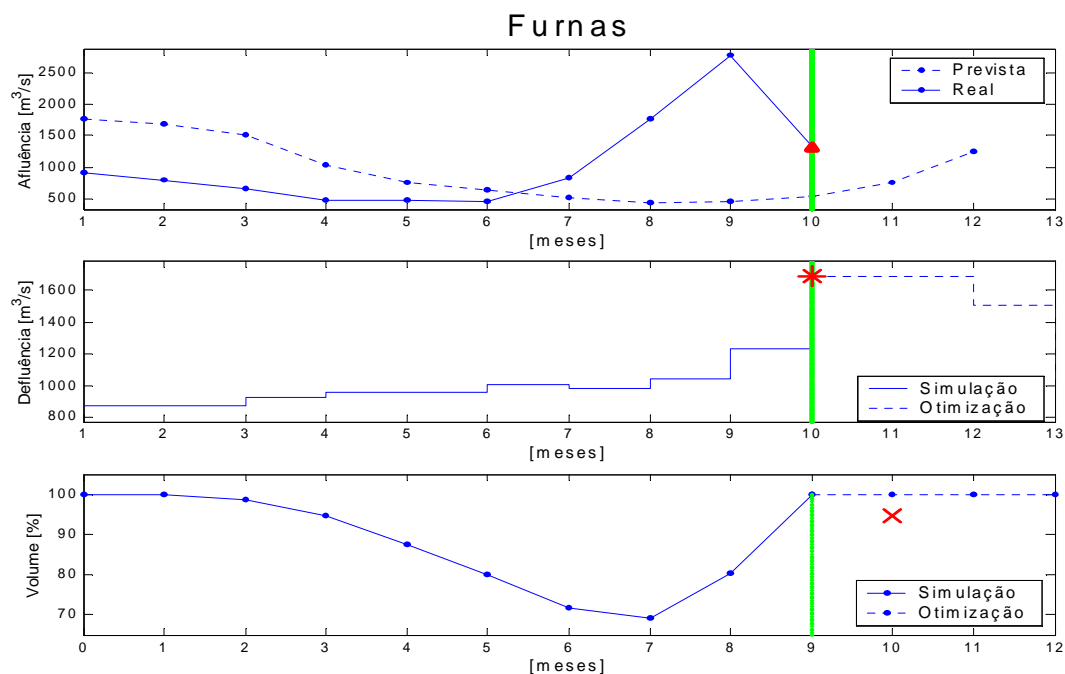


Figura 5.33 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 10 para sequência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.

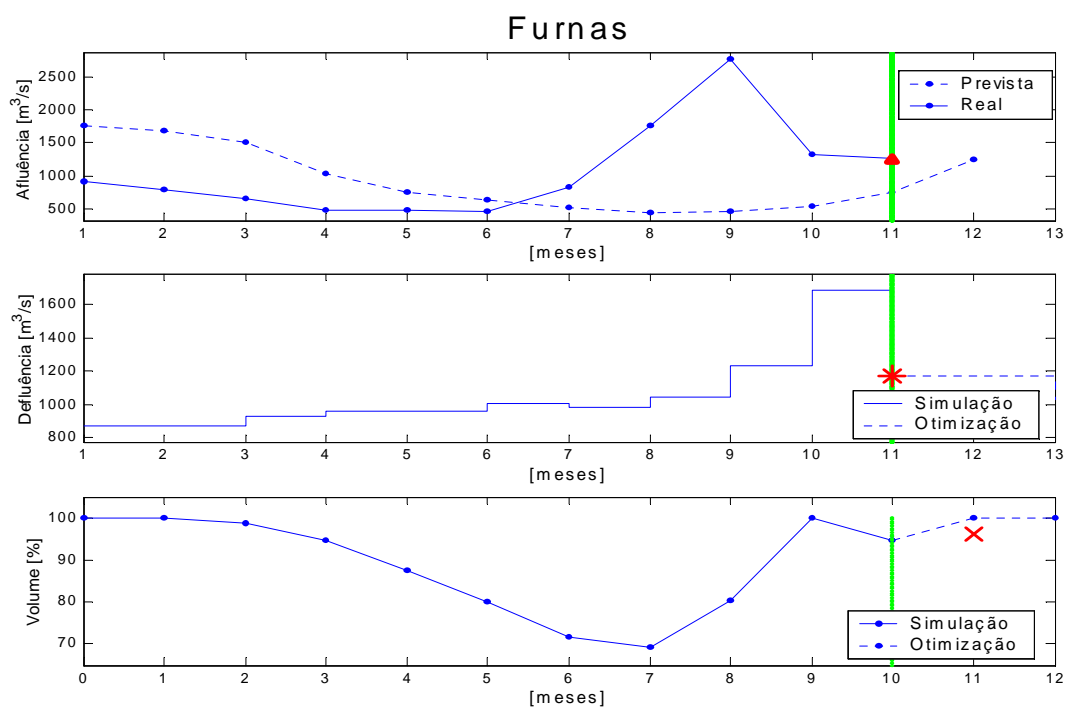


Figura 5.34 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 11 para sequência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.

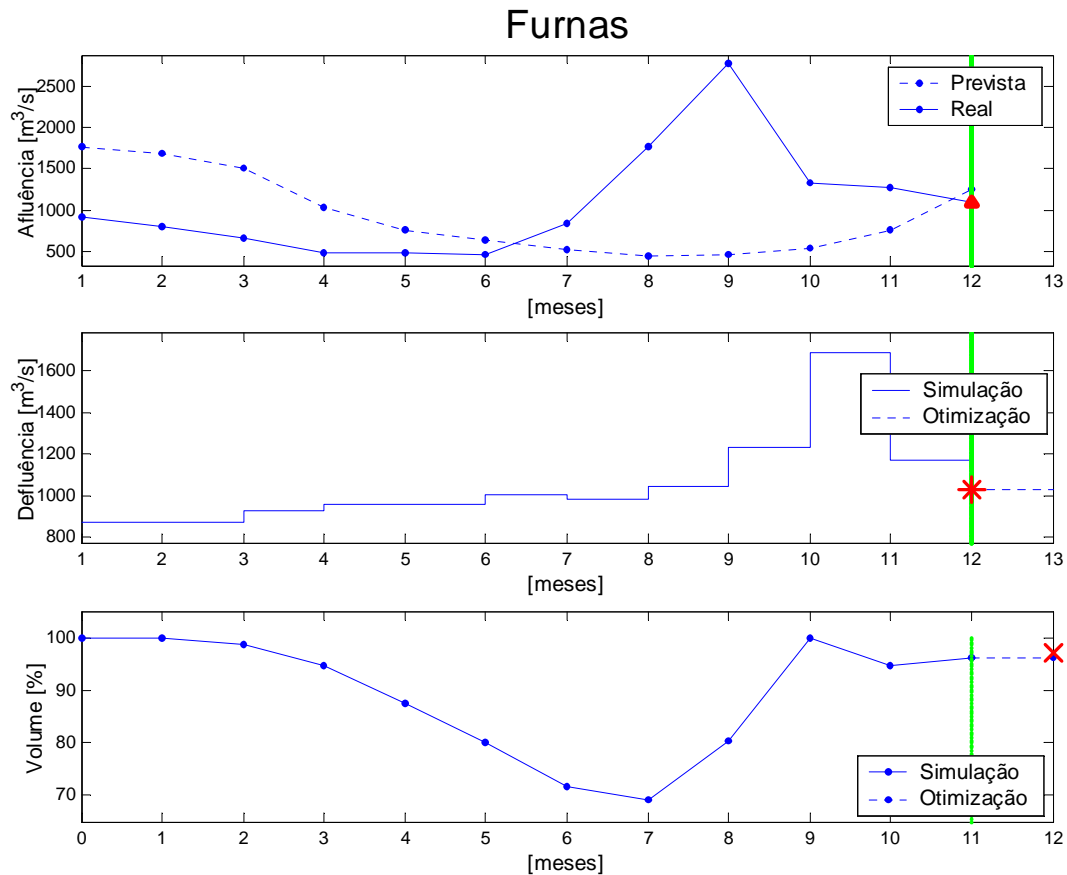


Figura 5.35 Estratégia do simulador no intervalo de tempo 12 para sequência hidrológica simulada de maio 1980 até abril 1981.

Observa-se que a solução da simulação (Figura 5.35), no gráfico de volume, esvazia menos o reservatório, comparado com a solução ótima baseada nas vazões afluentes reais, gerando menos energia no período seco (mês 1 até 8) e mais no período úmido (a partir do mês 9). Ambas soluções defluem quase a mesma quantidade de água, pelo fato que ambas soluções terminam com o reservatório no mesmo nível. A diferença está na distribuição das soluções.

Procede-se a fazer um comparativo dos resultados das decisões tomadas pelo simulador e resultado da otimização baseada nas vazões afluentes reais, como mostra a Figura 5.36. A solução ótima é mais comportada, com movimento mais suave tanto no volume do reservatório como na geração hidrelétrica. Essa suavidade nas trajetórias das soluções acarreta um menor custo na complementação termelétrica.

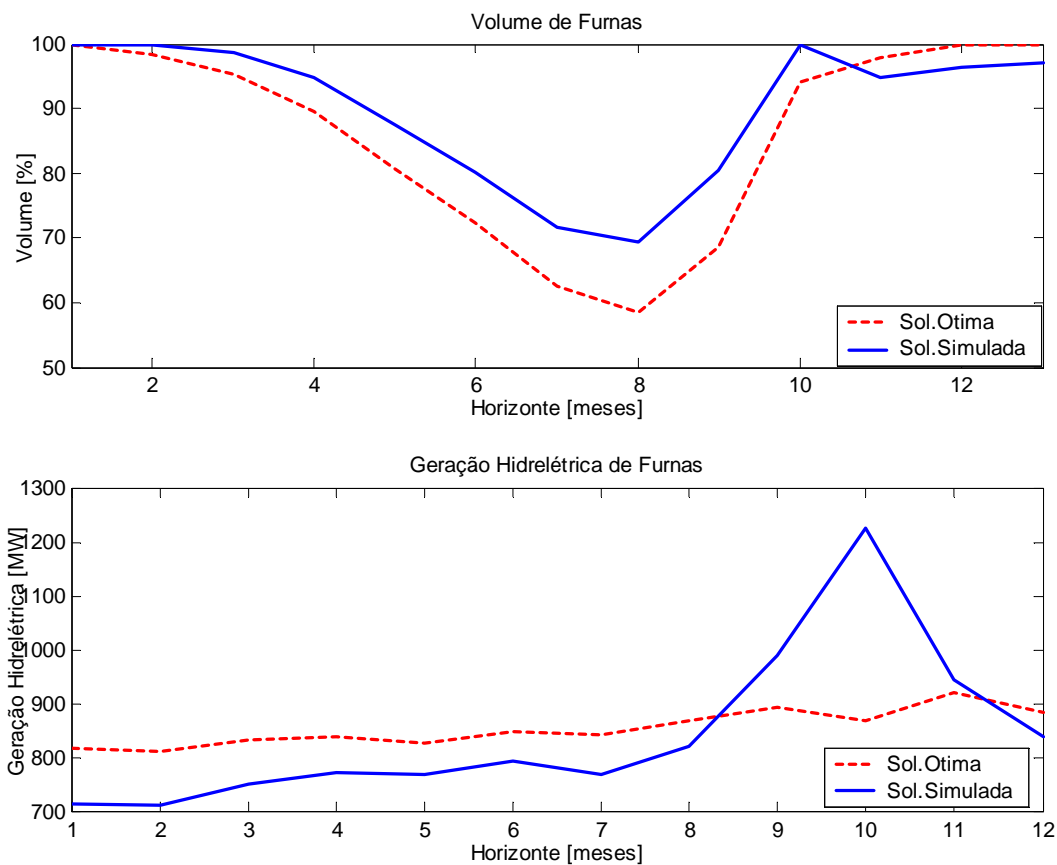


Figura 5.36 Comparação de soluções simulada e otimizada baseada nas vazões afluentes reais para seqüência hidrológica de maio 1980 até abril 1981.

A segunda simulação esta ilustrada nas Figuras 5.37 até 5.42 onde a seqüência hidrológica simulada são vazões afluentes inferiores à MLT.

Para o primeiro intervalo de tempo, conforme pode ser visualizado na Figura 5.37, a vazão afluente medida (triângulo) é inferior a vazão afluente prevista, e considerando a primeira decisão do otimizador (asterisco), o simulador faz com que o reservatório esvazie mais com relação ao resultado do otimizador. O novo volume inicial, para o próximo intervalo de tempo, esta sendo representado pela cruz e o horizonte de planejamento passa a ser 11 meses. Todo o processo é repetido para os demais intervalos de tempo.

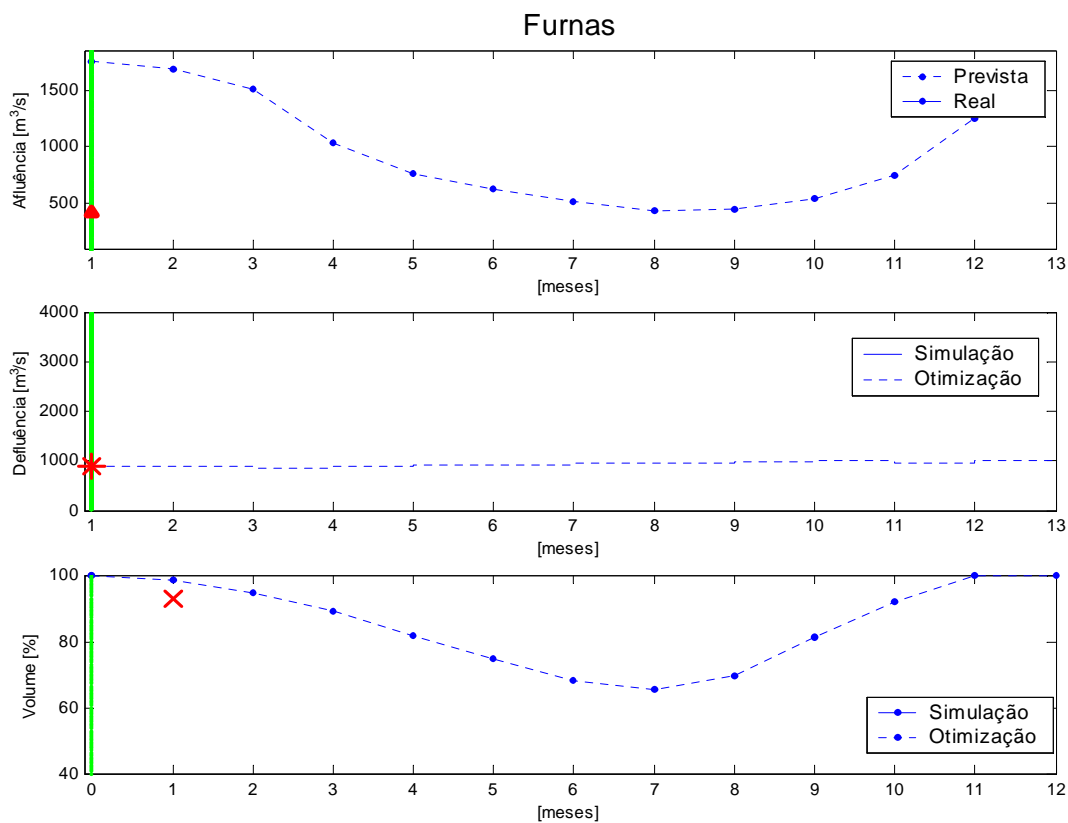


Figura 5.37 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 1 para seqüência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.

Para o intervalo de tempo 2, como se pode visualizar na Figura 5.38, tem o mesmo comportamento ao primeiro intervalo, uma vazão afluente real inferior à vazão prevista e considerando a primeira decisão do otimizador, o simulador faz que esvazie mais o reservatório do que o otimizador.

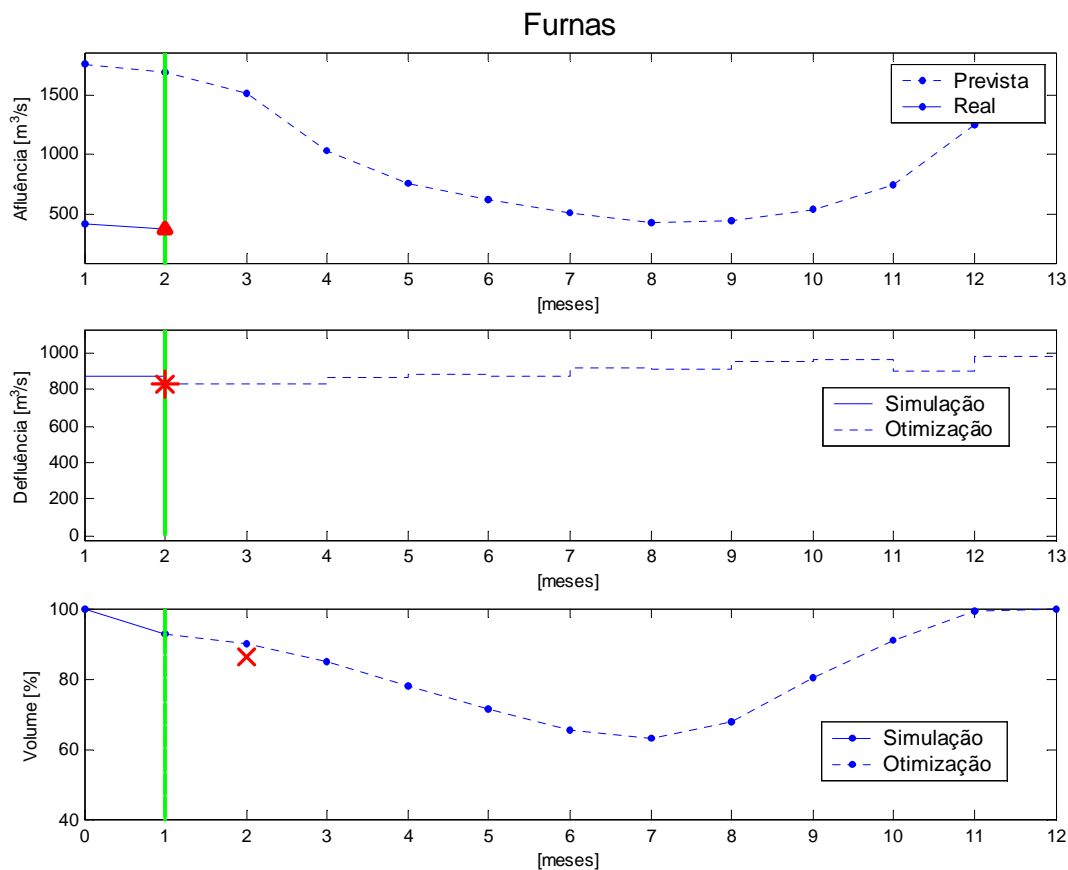


Figura 5.38 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 2 para seqüência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.

Observa-se diferencia significativa apartir no intervalo de tempo 7, como se pode apreciar nas Figuras 5.39 e 5.40. O simulador computa vazões afluentes reais muito maiores às vazões previstas, mas como inicialmente a afluência era muito inferior à prevista, o nível do reservatório aumenta lentamente.

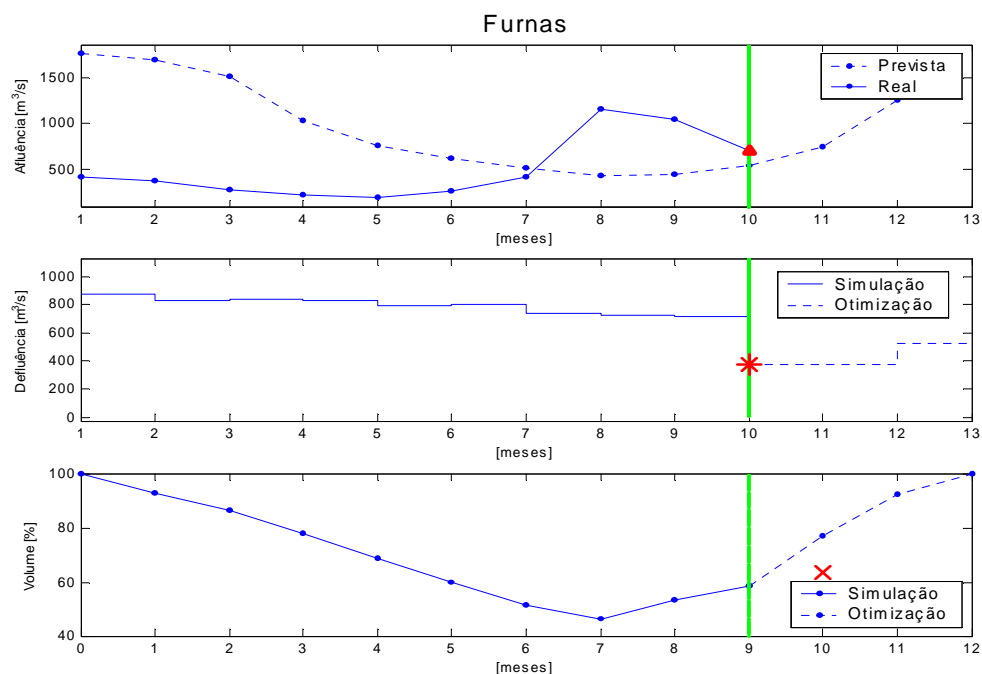


Figura 5.39 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 10 para sequência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.

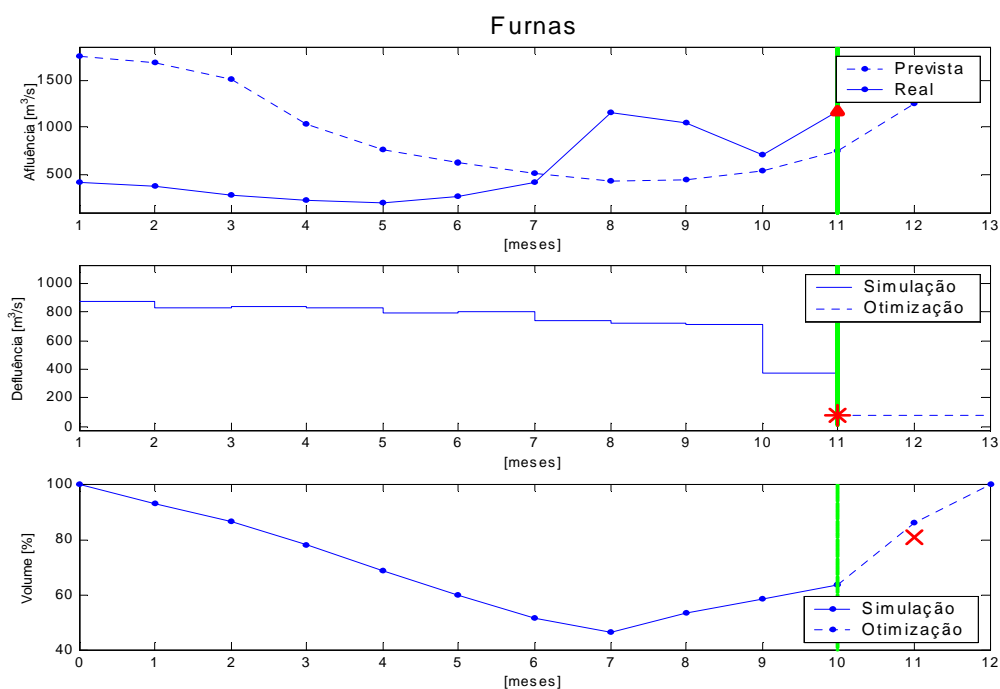


Figura 5.40 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 11 para sequência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.

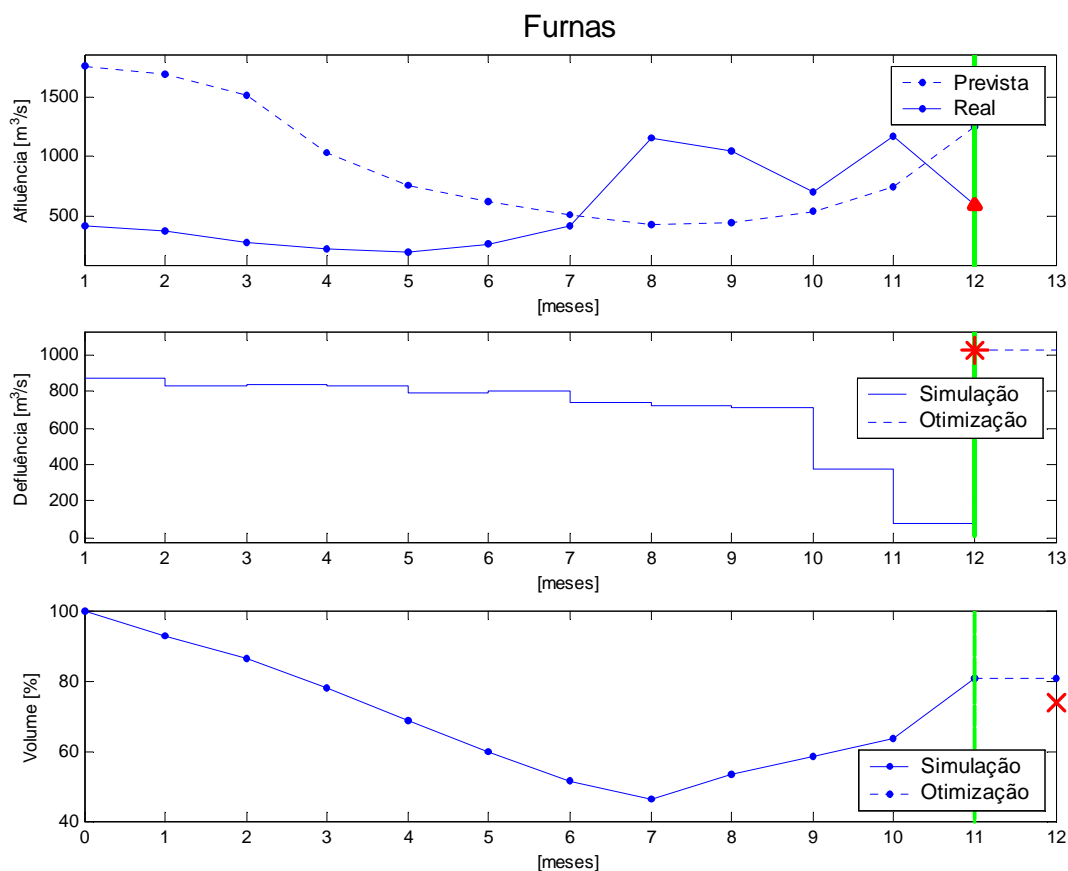


Figura 5.41 Estratégia do Simulador no intervalo de tempo 12 para sequência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.

Observa-se que a solução da simulação (Figura 5.41), no gráfico de volume, esvazia menos o reservatório, comparado com a solução ótima baseada nas vazões afluentes reais, gerando menos energia no período seco (mês 1 até 7) e mais no período úmido (a partir do mês 9). Neste caso, ambas soluções defluem quantidade diferente de água, pelo fato que ambas soluções não terminam com o reservatório no mesmo nível.

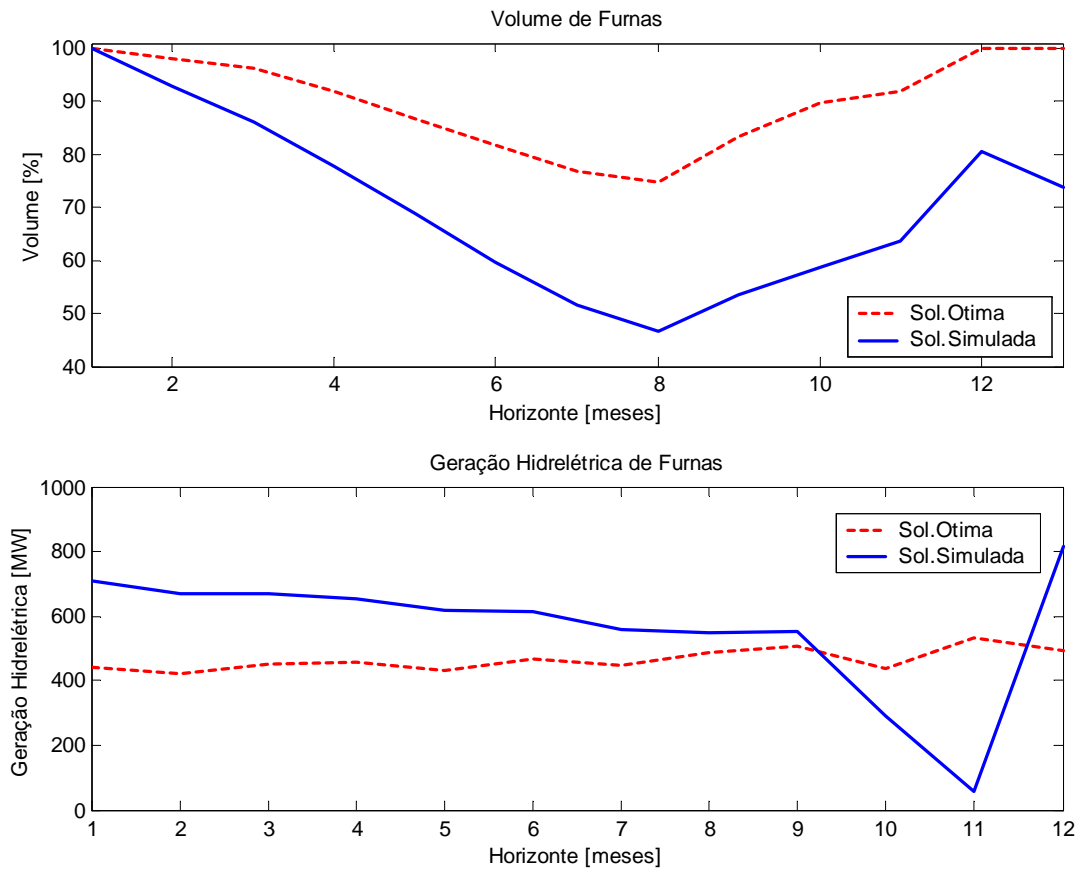


Figura 5.42 Comparação de Soluções do simulado e o ótimo baseado nas vazões afluentes reais para sequência de hidrológica simulada de maio 1955 até abril 1956.

Procede-se a fazer um comparativo dos resultados das decisões tomadas pelo simulador e resultado da otimização baseada nas vazões afluentes reais, como mostra a Figura 5.42.

Nesta simulação apresentou resultados diferentes com relação à anterior, a trajetória do volume da solução simulada esta abaixo da solução otimizada baseada nas vazões afluentes reais. O simulador, turбина mais no período seco e menos no período úmido, com a diferença, da simulação anterior, que, baixo estas situações, o reservatório não alcança o nível máximo no final do horizonte.

Capítulo 6

Conclusões

Este trabalho apresentou o desenvolvimento, implementação e testes de um dos paradigmas da Computação Evolutiva, as Estratégias Evolutiva (EE), para a solução do problema de Planejamento Energético da Operação em sua versão determinística. A motivação do trabalho foi a comparação com uma técnica de programação não linear baseado em fluxo em redes (PNL) especialmente desenvolvida para este problema, e que resultou o programa computacional

HydroMax. O interesse maior na comparação entre as duas diferentes abordagens se concentrou na qualidade da solução obtida, e não no tempo computacional requerido.

A otimização determinística do problema de Planejamento Energético da Operação, alimentada por seqüências hidrológicas previstas, permite a implementação de uma política de Controle Preditivo para o problema estocástico real. Simulações ilustrativas dessa política operativa foram implementadas utilizando como previsor a média de longo termo das vazões.

A característica chave das EE é a auto-adaptação dos seus parâmetros, tais como os desvios padrões. O amadurecimento e a robustez das estratégias evolutivas obtidas foram frutos de exaustivos testes e progressivas complicações a elas impostas, que foram obtidas após vários insucessos e conseqüentes tentativas de novas estratégias e experiências, com o propósito de encontrar as configurações com melhor desempenho.

Foram realizados estudos com usinas isoladas, usinas em cascatas e um sistema hidrelétrico formado por 14 usinas distribuídas em cascatas em paralelo. O efeito de afogamento entre usinas consecutivas num mesmo rio foi também considerado.

Para estudos de caso com uma usina, a combinação de configurações que utiliza a mutação global, junto com a representação relativa e a população inicial a partir de afluência média, apresentou melhor desempenho para a solução do problema.

Para estudos mais complexos, esta regra já não se mostrou a mais indicada. A combinação de configurações que utiliza a mutação CMA, junto com a representação absoluta e população inicial aleatória apresentou bons resultados, porém com tempo computacional alto.

Para estudos pequenos, de uma usina ou cascatas de poucas usinas, para vazões afluentes menores que a MLT e sem afogamento, as duas abordagens convergiram para mesma solução, validando a solução da PNL. Nestes casos, o tempo computacional requerido pela EE foi aceitável.

No estudo de cascatas com afogamento, observou-se que quando a EE utiliza como solução inicial a solução ótima obtida por meio da resolução da PNL, elas não convergem para outra solução. Entretanto quando é adotada a população inicial aleatória, as EE convergem a um ótimo melhor e muito diferente no comportamento da solução, caracterizando o efeito de afogamento e levantando a possibilidade da existência de ótimos locais.

Verificou-se, em geral, que estudos em que as vazões afluentes são relativamente altas, o tempo computacional para a convergência das EE foi maior do que para estudos com vazões menores, suspeitando-se que as vazões afluentes tenham grande influência na região que contém a solução.

No estudo de maior complexidade neste trabalho, com 14 usinas, obteve-se bom resultado quando foi implementada como solução inicial das EE a solução do PNL. A qualidade melhor da solução obtida pelas EE em relação a PNL, sugere que elas possam ser usadas com a finalidade de apurar melhor a solução fornecida pela PNL.

Foi também possível identificar situações em que as soluções das EE superaram as da PNL. Isto ocorre, em geral, quando a solução ótima atinge a turbinagem máxima em algum intervalo de tempo em alguma usina. Outra situação é quando algumas usinas sofrem o efeito de afogamento.

Nos resultados dos estudos de simulação, observa-se que, para a simulação com vazão afluente acima da MLT, a trajetória do volume na solução simulada está acima da trajetória do volume na solução otimizada baseada nas vazões afluentes reais, turbinando mais no período seco e menos no período úmido. Em média, entretanto, ambas as soluções turbinam quase a mesma quantidade de água porque ambas as soluções terminam quase no mesmo nível do reservatório. Mas por ser o comportamento da geração hidrelétrica da solução otimizada mais comportada, esta apresenta menor custo.

No caso da simulação com vazões afluentes abaixo da MLT, obtiveram-se resultados diferentes. A trajetória do volume da solução simulada está abaixo da solução otimizada baseada nas vazões afluentes reais. Neste caso, o simulador turбина mais no período seco e menos no período úmido, com a diferença, da simulação anterior, que, exceto nestas situações, o reservatório não alcança o nível máximo no final do horizonte.

Como sugestão para trabalhos futuros, pode-se procurar melhorar os resultados obtidos implementando outro tipo de representação, uma mistura entre o tipo Relativa e o tipo porcentagem implementados neste trabalho. Outra alternativa seria representar o indivíduo como base a defluência e não o volume como foi implementado neste trabalho.

Segue-se também investigar e implementar novos operadores evolutivos, tais como, a mutação e recombinação, para melhorar o tempo computacional. Finalmente, outra tentativa de

baixar o tempo computacional pode ser implementar o algoritmo proposto em outra linguagem de programação orientada a objeto..

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [ANEEL 2005]. ANEEL. *BIG – Banco de Informação de Geração, Capacidade de Geração do Brasil. Dados técnicos*, Agencia Nacional de Energia Elétrica, www.aneel.gov.br . junho. 2005.
- [ARVANITIDS & ROSING 1970] Arvanitids, N.V. e Rosing, J. *Composite representation of multireservoir hydroelectric power system*, IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems.1970. PAS-89(2):319-326.
- [BACK et al. 1997a]Back, T.; Fogel, D.B. & Michalewicz, Z. *Handbook of Evolutionary Computation*. Institute of Physics Publishing and Oxford University Press.1997.
- [BACK et al. 2000] Edited by T. Bäck, D. B. Fogel and Z. Michalewicz, *Evolutionary Computation1: Basic Algorithms and Operators*, Institute of Physics Publishing,2000.
- [BACK et. al. 1996] Back, T., Hammel, U., Schwefel, H.P. *Evolutionary Computation: An Overview*, in Proc. 3rd IEEE Conf. On Evolutionary Computation, Piscataway, NJ:IEEE Pres, pp. 20-29, 1996.
- [BACK & SCHWEFEL 1993] Back, T., Schwefel, H.P. *An overview of Evolutionary Algorithms for Parameter Optimization*. Evolutionary Computation, pp. 1-27, 1993.
- [BANSAL 2005] Bansal R.C. *Optimization Methods for Electric Power Systems: An Overview* International Journal of Emerging Electric Power Systems Vol. 2 [2005], No. 1, Article 1021.
- [BEYER & SCHWEFEL 2002] Beyer H.G , Schwefel H.P. *Evolution Strategies: A comprehensive introduction*. Natural Computing 1:3-52,2002.
- [CARNEIRO & MONTANHA 1997] Carneiro,A.A.F.M e Montanha, J. *Estudo da Operação Ótima de Usinas Hidroelétricas através de Autovalores de Matriz Hessiana*. XVIII CILAMCE – Congresso Ibero Latino Americano de Métodos Computacionais em Engenharia. II:887-894.
- [CELPE/ELETROBRAS 1977] CELPE/ELETROBRAS *Modelo de Programação Dinâmico Estocástico para a Operação de Sistemas Hidrotérmicos*, Relatório técnico de CELPE N. 144/77. 1977.

- [CICOGNA 1999] Cicogna, M.A. *Modelo de Planejamento da Operação energética de sistemas hidrotérmicos a usinas individualizadas orientado por objetos*. Dissertação de Mestrado. FEEC/UNICAMP. 1999.
- [CICOGNA 2003] Cicogna, M.A. *Sistema de Suporte à Decisão para o Planejamento e a Programação da Operação de Sistemas de Energia Elétrica*. Tese de doutorado. FEEC/UNICAMP. Dez. 2003.
- [COSTA 1999] Costa, Marcos Fabio Nobrega da,. *Computação evolutiva para minimização de perdas resistivas em sistemas de distribuição de energia elétrica* Dissertação de Mestrado. FEEC/UNICAMP 1999.
- [CRUZ 1998] Cruz Jr., G. *Modelo Equivalente não linear para o Planejamento da Operação ao longo prazo de sistemas de energia elétrica*. Tese de doutorado. FEEC/UNICAMP. Dez.1998.
- [CUTLER 1979] Cutler, C.R. e Ramaker, B.L. *Dynamic matrix control – A computer control algorithm*. AIChE 86th National Meeting., Huston Texas – USA.
- [EL-HAWARY & CRISTIENSEN,1979] Me El-Hawary, G.S. Christensen. *Optimal Economic Operation of Electric Power Systems*. Academic Press Inc. 1979
- [FOGEL et. Al 1966] FOGEL, L.J., OWENS, A.J. & WALSH, M.J. *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*. John Wiley 1966.
- [GARCIA 1989] Garcia, C.E.,Prett, D.M., Morari, M. *Model Predictive Control: Theory and Practice – a Survey*. *Automática*, vol 25, N.3 pp 335-348, 1989.
- [HANSEN & OSTERMEIER 2001] *Completely Derandomized Self-Adaptation in Evolution Strategies*. *Evolutionary Computation* 9(2): 159-195. 2001
- [HANSEN 2004] Hansen N. *The CMA Evolution Strategy : A tutorial* <http://www.bionik.tu-berlin.de/user/niko/cmatutorial.pdf> 2004
- [HOLLAND 1973] Holland J.H. *Genetic algorithms and the optimal allocation of trials*. *SIAM J.Comput.* 2:88-105.1973.
- [HOLLAND 1992] Holland, J.H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1992.

- [MARTINEZ 2001] Martinez L. *Política de Controle Malha Fechada e Malha Aberta no Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos*. Tese de doutorado. FEEC/UNICAMP. 2001.
- [MICHALEWICZ 1996] Michalewicz, Z *Egenetic Algorithms + Data Structure = Evolution Programs*, 3^a edição, Springer. 1996.
- [MICHALEWICZ & SCHOENAUER 1996] Michalewicz, Z & Schoenauer, M. *Evolutionary Algorithms for Constrained Parameter Optimization Problems*. Evolutionary Computation, 4(1):1-32.1996
- [LEITE 2004] Leite P.T. *Aplicação de Técnicas de Inteligência artificial no Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência*. Tese de doutorado. Escola de Engenharia de São Carlos, USP. 2004.
- [OLIVEIRA & SOARES 1995] Oliveira, G. e Soares, S. *A second-order network flow algorithm for hydrothermal scheduling*. IEEE Transactions on Power Systems, vol 10, n.3, pp. 1635-1641.
- [PEREIRA & PINTO 1985] Pereira, M.V. e Pinto, L.M.V.G. *Stochastic optimization of a multireservoir hydroelectric system: a decomposition approach*, Water Resources Research 21(6): 779-792.
- [RECHENBERG 1964] Rechenberg, I. *Cybernetic Solution Path of an Experimental Problem*, Roy. Aircr. Establ. Libr. Transl., 1122, Farnborough, Hants, UK. 1965, Traduzido ao ingles da publicação *Kybernetische Losungsansteuerung einer experimentellen Forschungsaufgabe*, joint annual meeting of the WGLR and DGRR, Berlin, 1964.
- [RECHENBERG 1971] Rechenberg I. *Evolutionsstrategie: Optimierung technischer systeme nach prinzipien der biologischen evolution*. Dr.-Ing. Thesis, Technical University of Berlin, Departament of Process Engineerig. 1971.
- [RICHALET 1997] Richalet, Jacques. *Initiation à la commande prédictive*. Orsay: École Supérieure D'Électricié, 1997. 42p.
- [SYSWERDA 1989] Syswerda, G. Uniform crossover in Genetic Algorithms, em Schaffer, J.D.(ed.), Proceedings of the Third international Conference on Genetic Algorithms, Morgam Kaufmann Publishers, 2-9. 1989.

[SAAVEDRA & GOMES 1999] Saavedra O. R., Gomes, J. *Optimal Reactive Power Flow Using an Extended Evolution Strategy*, in: Computational Intelligence and Applications, Editor: N Mastorakis, pp. 230-238, World Scientific and Engineering Society Press, ISBN: 960-8052-05-X, 1999.

[SANTOS 2001] Santos, Erinaldo Farias dos, *Um modelo de pré-despacho em usinas hidrelétricas usando algoritmos genéticos* Dissertação de mestrado FEEC/UNICAMP 2001

[SCHWEFEL 1977] Schwefel H.P. *Numerische Optimierung von Computer-Modellen mittels der Evolutionsstrategie*, Interdisciplinary systems research; 26. Birkhauser, Basel.

[SCHWEFEL 1981] Schwefel H.P. *Numerical Optimization of Computer Models*. Wiley, Chichester. 1981.

[Von Zuben 2000] Von Zuben, F.J. *Computação Evolutiva: uma Abordagem Pragmática*. 2002 <ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/tutorial/tutorialEC.pdf>.

[WERNER & VERSTEGE 1999] Werner, T.G. Verstege, J.F. *An evolution strategy for common unit commitment and economic dispatch of hydrothermal power systems*. Electric Power Engineering, 1999.

[WERNER & VERSTEGE 1999b] Werner, T.G. Verstege, J.F. *An evolution strategy for short-term operation planning of hydrothermal power systems*, IEEE Transactions on Power Systems. 1999.

ÍNDICE DE AUTORES

- [ANEEL 2005] 2
- [ASSIS 2002] 22
- [ARVANITIDS & ROSING 1970] 25
- [BACK 1997] 29
- [BACK 1997A] 35
- [BACK AL ET. 1996] 46
- [BACK AL ET. 2000] 49
- [BACK & SCHWEFEL 1993] 43
- [BANSAL 2005] 25
- [BEYER & SCHWEFEL 2002] 44
- [CARNEIRO & MONTANHA 1997] 4
- [CARVALHO & SOARES 1987] 22
- [CEPEL/ELETRONOR 1977] 24
- [CICOGLA 2003] 3,4,22, 60, 70
- [CICOGLA 1999] 8,17,20,22, 25, 83
- [CUTLER 1979] 22
- [EL-HAWARY & CRISTIENSEN 1979] 16
- [FOGEL ET. AL 1966] 30
- [GARCIA 1989] 22
- [HANSEN & OSTERMEIER 2001] 50,52, 61
- [HANSEN 2004] 53
- [HOLLAND 1973] 29
- [HOLLAND 1992] 38
- [LEITE 2004] 25
- [MICHALEWINCZ 1996] 37, 38, 57
- [MICHALEWINCZ & SCHOENAUER 1996] 37, 38
- [OLIVEIRA & SOARES 1995] 22
- [PIMENTA 2003] 22
- [PEREIRA & PINTO 1985] 25
- [RECHENBERG 1964] 29, 40, 41
- [RECHENBERG 1971] 40
- [RECHENBERG 1973] 42
- [RICHARLET 1978] 22
- [SCHWEFEL 1977] 40
- [SCHWEFEL 1981] 42, 43
- [SYSWERDA 1989] 36
- [SANTOS 2001] 25
- [VON ZUBEN 2000] 28
- [WERNER & VERSTEGE 1999] 26
- [WERNER & VERSTEGE 1999B] 26

APÊNDICE A

Dados das usinas hidrelétricas utilizadas nos estudos deste trabalho.

Usinas	Volume			Defluência		Turbinagem	Potência
	Máximo [hm ³]	Mínimo [hm ³]	Útil [hm ³]	Máxima [m ³ /s]	Mínima [m ³ /s]	Máximo [m ³ /s]	Instalada [MW]
Água Vermelha	11.025	5856	5.169	1,E+20	501	2.492	1.398
Capivara	10.540	4815,83	5.725	1,E+20	500	1.322	608
Chavantes	8.795	5754	3.041	1,E+20	160	631	414
Emborcação	17.725	4669	13.056	5,E+03	100	894	1192
Foz de Areia	5.779	1974	3.805	1,E+20	79	1.174	1.676
Furnas	22.950	5733	17.217	4,E+03	196	1.516	1.312
Ilha Solteira	21.062	15546,3	5.516	4,E+04	1.300	8.422	3.444
Itumbiara	17.027	4573	12.454	7,E+03	254	2.748	2.280
Jurumirim	7.008	3843	3.165	1,E+20	147	349	97,76
Marimbondo	5.887	627	5.260	8,E+03	441	2.638	1.488
Salto Santiago	6.775	2662	4.113	1,E+20	115	1.262	1.332
São Simão	12.540	7000	5.540	2,E+04	343	2.278	1.710
Segredo	2.950	2562	388	1,E+20	94	1.082	1.260
Serra da Mesa	54.400	11150	43.250	1,E+20	98	1.034	1.200
Tucuruí	45.500	13487	32.013	1,E+20	2.000	5.963	4.000

Tabela A.1 Volumes Máximo, Mínimo, Útil; Defluência Máxima, Mínima; Turbinagem Máxima e Potência Instalada das usinas utilizadas neste trabalho.

Usinas	Coeficientes de perda de carga		Produtividade Específica k
	Tipo	c	
Água Vermelha	$c.q^2$	0	0,008829
Capivara	$c.q^2$	0	0,008854
Chavantes	$c.q^2$	0	0,008779
Emborcação	C	1,27	0,008731
Foz de Areia	$c.h_b$	1,31	0,009025
Furnas	C	1,09	0,008633
Ilha Solteira	$c.q^2$	0	0,008829
Itumbiara	C	1,2	0,008829
Jurumirim	$c.q^2$	0	0,008621
Marimbondo	C	1,6	0,008535
Salto Santiago	$c.h_b$	1,64	0,008829
São Simão	C	0,62	0,009025
Segredo	$c.h_b$	1,7	0,009025
Serra da Mesa	$c.h_b$	3,5	0,008437
Tucuruí	$c.h_b$	1,19	0,008382

Tabela A.2 Coeficientes para o cálculo de perda de carga e produtividades específicas.

Dados para o cálculo da Cota de Montante

Usinas	Coeficientes dos polinômios				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
Serra da Mesa	391	2,7722E-03	-4,3573E-08	2,9030E-13	0
Água Vermelha	351	5,5038E-03	-3,3511E-07	9,4726E-12	0
Capivara	302	5,1786E-03	-2,7334E-07	6,9569E-12	0
Chavantes	442	4,8451E-03	-1,3450E-07	0	0
Emborcação	568	1,4506E-02	-1,2028E-06	5,8303E-11	-1,1245E-15
Foz de Areia	651	3,4987E-02	-6,5002E-06	7,778E-10	-3,9529E-14
Furnas	735	3,4966E-03	-1,9744E-07	6,9171E-12	-9,7737E-17
Ilha Solteira	294	3,6006E-03	-1,8462E-07	5,8776E-12	-7,5036E-17
Itumbiara	471	7,2805E-03	-5,6099E-07	2,5978E-11	-4,8454E-16
Jurumirim	546	4,0011E-03	-1,2680E-07	0	0
Marimbondo	418	1,1171E-02	-2,2938E-06	2,9100E-10	-1,4826E-14
Salto Santiago	448	1,8233E-02	-2,8712E-06	3,0026E-10	-1,2730E-14
São Simão	358	8,6173E-03	-8,8427E-07	5,2932E-11	-1,2420E-15
Segredo	553	2,4692E-02	-2,1034E-06	0	0
Tucuruí	30	2,1833E-03	-5,5415E-08	8,2865E-13	-4,9350E-18

Tabela A.3 Polinômios Volume x Cota de Montante.

Dados para o cálculo da Cota de Jusante

Usinas	Coeficientes dos polinômios					$z_{ref}[m]$
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	
Água Vermelha	322,6487	8,0599E-04	-7,3906E-09	5,3124E-13	-4,3063E-17	0
Capivara	283,7480	1,0830E-03	-3,1873E-08	0	0	0
Chavantes	397,4000	2,9820E-03	-2,7752E-07	0	0	0
Emborcação	519,7750	3,9966E-03	-1,0987E-06	2,3438E-10	-1,7646E-14	0
Foz de Areia	602,0156	0	9,2800E-07	-1,7767E-10	0	602
	604,0029	1,3823E-04	6,9168E-07	-1,1179E-10	0	604
	607,0000	0	3,7697E-07	-4,9135E-11	0	607
Furnas	671,6330	1,0174E-03	-1,7997E-07	2,5133E-11	0	0
Ilha Solteira	279,9539	4,2685E-05	4,2497E-08	-3,1012E-12	6,55613E-17	0
Itumbiara	433,0000	1,5958E-03	-8,1774E-08	3,1735E-12	0	0
Jurumirim	531,3950	3,3630E-03	-4,4163E-07	0	0	0
Marimbondo	381,0930	1,4053E-03	-2,0073E-08	1,0580E-13	0	0
Salto Santiago	394,4160	2,1110E-03	-7,9231E-08	2,3516E-12	-2,7139E-17	0
São Simão	315,5850	2,3503E-03	-1,3802E-07	5,2340E-12	-7,8594E-17	317
	321,7310	1,9329E-04	1,1339E-07	-6,6300E-12	1,16694E-16	322
	325,1570	-2,0232E-04	1,1062E-07	-5,1699E-12	7,89794E-17	325
	327,9640	-3,7902E-05	4,8974E-08	-1,6830E-12	2,0410E-17	328
Segredo	490,0388	6,0841E-05	2,9248E-07	-2,3201E-11	4,5645E-16	485
	490,0129	1,4384E-05	3,3843E-07	-1,5718E-11	0	490
	494,9900	1,6571E-05	1,4136E-07	-9,1820E-12	0	495
	500,0010	2,0870E-04	-4,7764E-08	1,2552E-11	0	500
	505,9978	1,2633E-04	-1,7202E-08	2,1342E-12	0	506
Serra da Mesa	332,7980	1,3430E-03	8,8196E-08	-1,6277E-11	0	0
Tucuruí	2,6740	7,4146E-04	-2,2239E-08	4,0782E-13	-2,8658E-18	0

Tabela A.4 Polinômios Vazão x Cota de Jusante.

APÊNDICE B

Uma interfase visual foi implementada através de um programa em MATLAB 6.1 que possibilita a execução de vários cenários para o problema de Planejamento Energético da Operação.

Esta interfase possibilita uma avaliação de vários cenários englobando alteração dos parâmetros tanto dos estudos de caso (figura 4.3) como das estratégias evolutivas (figura 4.4) implementadas neste trabalho.

Também foi implementada uma interfase gráfica com a finalidade de comparar as soluções das EE com a solução do PNL (figura 4.5).

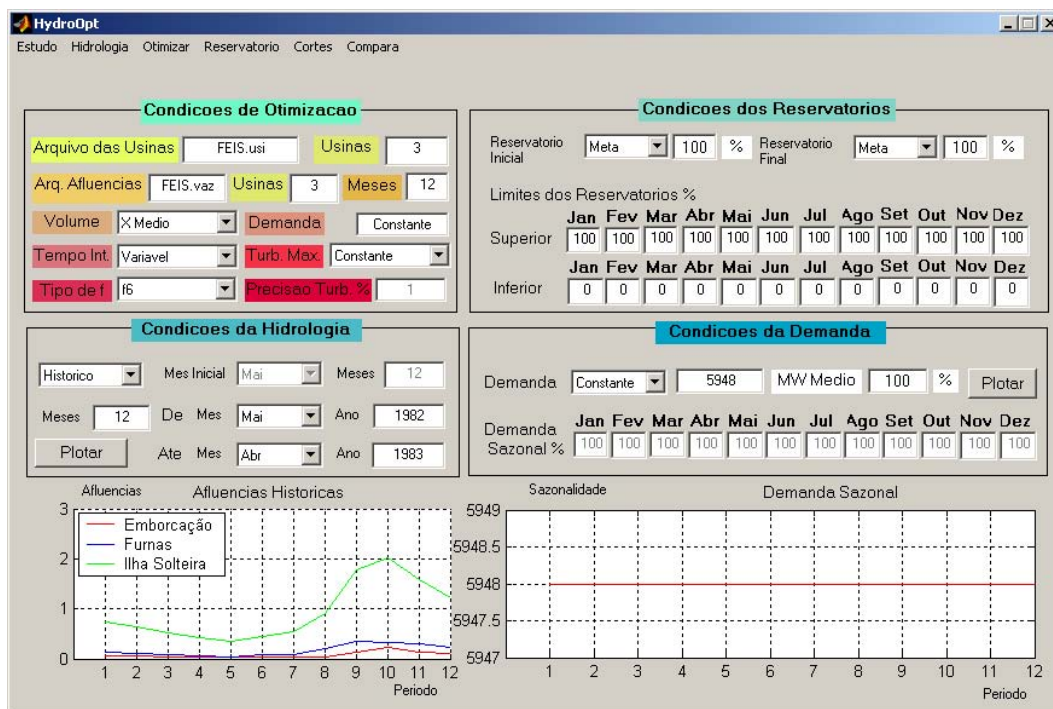


Figura B.1 Interfase visual dos parâmetros dos estudos de caso.

Metodos de Otimizacao

Estrategias Evolutivas

Representação: Valores absolutos
 População Inicial: Fio de agua
 Seleção: (u.Lambda)-EE

Admissão: Somente factiveis
 Calculo nro. pais e filhos: Automatico
 nro. pais: 7 nro. filhos: 14

Atributos: Mutação Correlacionada
 Variância: Distribuição Local

Maximo Avaliações Repetidas: 100 Sigma Inicial: 0.5
 Geração Maxima: 1e6
 Resultados: C:\HydroOpt\testes\teste.txt

Rodar EE

Características da Solução Obtida pelo Metodo de Otimizacao

Geração
☒ Hidraulica
☒ Demanda
 Graficos
 Limpar Graficos

Volume
☒ Efetivo
 HydroCalculadora

Defluencia
☒ Efetiva
☒ Min. Def.
☒ Max. Turb.
☒ Afluencias

Custo
☒ Custo Total
 Arquivo
 Graficos e Arquivo

Figura B.2 Interface visual dos parâmetros das estratégias evolutivas.

ComparaOpt

Arquivos com dados das Usinas, Vazoes e Solucao

Arquivo Usina: FEIS.usi Solucao Atual Factive! SIM Turbinagem Maxima Constante Calcular F.O.
 Arquivo Vazao: FEIS.vaz Arq. Usina Arq. Vazao Arq. Solucao F.O. Factive!
 Arquivo Solucao: FEIS.rhmx Fumas.usi Fumas.vaz Fumas.rhmx 1902310.3388 SIM
 FEIS.usi FEIS.vaz FEIS.rhmx 6691230.7104 SIM
 FEIS.usi FEIS.vaz FEIS.rhmx 35534669.0080 SIM

Funcao Objetivo: f6

Graficos

Legenda da Solucao Atual: HydroMax Hold On Hold Off Grid On Grid Off

☒ Volume Abs ☒ Volume % ☒ Defluencia
☒ Turbinagem ☒ Vazao ☒ Turb. Max.
☒ Vertimento ☒ Geracao Total por Periodo

Cor da linha: Blue Tracejado: -

Limpar todas as Figuras Construir Graficos

Figura B.3 Interface visual para comparações de qualquer solução, podendo ser de EE ou do PNL (HydroMax).